

UNIVERSIDAD DEL NORTE

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA



**DISEÑO DE UNA ESTRATEGIA DE DIAGNÓSTICO DE CAUSA RAÍZ DE
COMPORTAMIENTO OSCILATORIO EN CONTROLADORES PID EN
CASCADA DE DOS NIVELES, CON LA CAPACIDAD DE PROPICIAR UNA
ACCIÓN DE MITIGACIÓN QUE MEJORE EL ÍNDICE DE DESEMPEÑO DEL
LAZO.**

TESIS

Para la obtención del título de:
Magister en Ingeniería Mecánica

ANA MERCEDES LUGO MESTRE

Barranquilla, Colombia

Enero de 2020

UNIVERSIDAD DEL NORTE
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA



**DISEÑO DE UNA ESTRATEGIA DE DIAGNÓSTICO DE CAUSA RAÍZ DE
COMPORTAMIENTO OSCILATORIO EN CONTROLADORES PID EN
CASCADA DE DOS NIVELES, CON LA CAPACIDAD DE PROPICIAR UNA
ACCIÓN DE MITIGACIÓN QUE MEJORE EL ÍNDICE DE DESEMPEÑO DEL
LAZO.**

TESIS

Para la obtención del título de:
Magister en Ingeniería Mecánica

ANA MERCEDES LUGO MESTRE

Trabajo dirigido por:
Marco E. Sanjuán, PhD.

Trabajo Co-dirigido por:
Alfredo E. Díaz Jácome, MSc

Barranquilla, Colombia
Enero 2020

Contenido

Lista de Ilustraciones	iii
Lista de Tablas	vi
1. Introducción	1
1.1 Resumen	1
1.2 Planteamiento del problema	2
1.3 Objetivos	6
1.3.1 Objetivo General	6
1.3.2 Objetivos específicos	6
1.4 Estructura del documento	6
2. Estado del arte	8
2.1 Estado actual de la industria	8
2.2 Detección de oscilaciones	11
2.3 Diagnóstico de causa raíz de oscilaciones	13
2.4 Fricción estática en la Válvula – <i>Stiction</i>	15
2.4.1 Métodos para la compensación de <i>stiction</i> en válvulas de control	15
3. Modelo del sistema	19
3.1 Modelo del sistema de control en cascada dos niveles	19
3.1.1 Criterios de diseño de control cascada	21
3.2 Sintonía del proceso en cascada	22
3.3 Simulación de controlador con sintonía agresiva	26
3.4 Modelo de la válvula con fricción estática basado en datos	27
3.5 Modelo con perturbaciones oscilatorias.	31
3.6 Metodología para simular el efecto de oscilaciones inducidas por sintonización agresiva, perturbaciones oscilatorias y presencia de fricción estática en las válvulas	32

4.	Diseño de la técnica de diagnóstico de causa raíz de comportamiento oscilatorio en el lazo de control.	37
4.1	Inclusión de indicadores que agreguen información sobre la dinámica de la respuesta oscilatoria del sistema.	37
4.1.1	Diseño de la caracterización o tamizaje	38
4.2	Desarrollo de la estrategia diagnóstico basada en Inteligencia artificial a partir de un sistema de reconocimiento de patrones	50
4.2.1	Redes Neuronales	50
4.2.2	Sistema adaptativo de inferencia Neuro Difusa (ANFIS)	60
4.2.3	Análisis de Componentes Principales (PCA)	64
4.2.4	Metodología para diseño de la técnica de diagnóstico de causa raíz de comportamiento oscilatorio en el lazo de control	67
5.	Diseño de la estrategia de adaptación para mitigación de efectos de oscilaciones	70
5.1	Métodos de ajuste y optimización de Parámetros PID	70
5.1.1	Función Objetivo	70
5.1.2	Algoritmo de optimización: Búsqueda Sección Dorada	71
5.2	Mitigación vía Ganancia de Controlador	72
5.2.1	Algoritmo de búsqueda dorada para ajuste del controlador maestro PID y controlador esclavo PI	73
5.3	Optimización para seguimiento del <i>set point</i> y el rechazo de perturbaciones de un proceso cascada de dos niveles	76
5.3.1	Sistema con oscilaciones por causa raíz sintonía Agresiva	76
5.3.2	Sistema con oscilaciones por causa raíz fricción estática en la válvula	79
5.3.3	Sistema con oscilaciones por causa raíz sintonía agresiva y fricción estática en la válvula	83
5.4	Estrategia de adaptación para mitigación de oscilaciones	86
6.	Validación de estrategias de diagnóstico y mitigación	94
	Conclusiones y recomendaciones	103

Lista de Ilustraciones

Ilustración 1 Efecto del deterioro del desempeño del lazo de control [6]	3
Ilustración 2 Diagrama de Ishikawa causas oscilaciones que degradan el desempeño del lazo de control en una planta de proceso.....	4
Ilustración 3 Disminución del rendimiento del control de procesos industriales debido a diferentes factores [6]	4
Ilustración 4 Fallas asociadas a los elementos del lazo de control de acuerdo a resultados de la encuesta. La altura de la columna refleja prevalencia de la falla.	9
Ilustración 5 Demografía desempeño de controladores PID	10
Ilustración 6 Árbol de métodos para identificar las causas de las oscilaciones	14
Ilustración 7 Diagrama de bloques para un lazo de control feedback con un knocker.....	17
Ilustración 8 Diagrama de bloques para un lazo de control feedback con compensación vía filtro de la señal de salida	18
Ilustración 9 Diagrama de bloques estrategia control en cascada.....	20
Ilustración 10 PI&D Modelo de un sistema de tanques en serie.....	22
Ilustración 11 Respuesta controlador maestro sintonía calculada modelo tanques en serie.	24
Ilustración 12 Respuesta controlador esclavo sintonía calculada modelo tanques en serie.	25
Ilustración 13 Respuesta controlador maestro ante 48% de aumento en ganancia del controlador esclavo.....	27
Ilustración 14 Diagrama de flujo de señales y datos del modelo de Choudhury (Brásio <i>et al.</i> 2014, Choudhury <i>et al.</i> 2008).....	29
Ilustración 15 Stiction banda muerta y undershoot.....	30
Ilustración 16 Flujograma metodología para simular el efecto de oscilaciones inducidas por sintonización agresiva, perturbaciones oscilatorias y presencia de fricción estática en las válvulas.....	34
Ilustración 17 Respuesta oscilatoria del Sistema ante causa raíz individuales: Sintonía agresiva, fricción estática y perturbación oscilatoria.....	35
Ilustración 18 Respuesta oscilatoria del Sistema ante causa raíz combinada de orden 2	35
Ilustración 19 Respuesta oscilatoria del Sistema ante causa raíz combinada de orden 3	36
Ilustración 20 Parámetros obtenidos de “Step info”.....	38

Ilustración 21 Respuestas variables de proceso por corrida según diseño de experimento	42
Ilustración 22 Regularidad del método ACF tomado de [14]	45
Ilustración 23 Método radio de Decaimiento tomado de [18].	46
Ilustración 24 Representación básica de la descomposición de la señal, tomado de [36]	47
Ilustración 25 Representación de la transformada de Fourier, tomado de [15].	48
Ilustración 26 Ejemplo de una señal industrial, tomado de [15].	49
Ilustración 27 Modelo de Neurona Artificial tomado de [43].	51
Ilustración 28 Estructura de una Red Neuronal Artificial tomado de [41].	53
Ilustración 29 Resumen red Neuronal utilizada para Diagnóstico de Causa Raíz.	57
Ilustración 30 Matriz de confusión red Neuronal utilizada para Diagnóstico de Causa Raíz.	59
Ilustración 31 ROC red Neuronal utilizada para Diagnóstico de Causa Raíz.	59
Ilustración 32 Estructura ANFIS	61
Ilustración 33 Matriz de confusión ANFIS utilizada para Diagnóstico de Causa Raíz.	63
Ilustración 34 ROC ANFIS utilizada para Diagnóstico de Causa Raíz.	63
Ilustración 35 Análisis componentes principales	66
Ilustración 36 Resumen Metodología para diseño de la técnica de diagnóstico de causa raíz de comportamiento oscilatorio en el lazo de control.....	67
Ilustración 37 Resultados Diagnóstico de Causa Raíz a partir de ANFIS - Escenario por Tipo de Causa	69
Ilustración 38 Flujograma algoritmo búsqueda dorada para determinar los valores óptimos de γ_1 y γ_2	75
Ilustración 39 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda dorada ante un cambio en el set point para el controlador maestro - Escenario: Sintonía Agresiva	78
Ilustración 40 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda dorada ante un cambio en el set point para el controlador esclavo - Escenario: Sintonía Agresiva.....	79
Ilustración 41 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda dorada ante un cambio en el set point para el controlador Maestro - Escenario: "Stiction"	82
Ilustración 42 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda dorada ante un cambio en el set point para el controlador esclavo - Escenario: "Stiction"	82
Ilustración 43 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda dorada ante un cambio en el set point para el controlador Maestro - Escenario: "Stiction" + Sintonía Agresiva....	85

Ilustración 44 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda dorada ante un cambio en el set point para el controlador Esclavo - Escenario: "Stiction" + Sintonía Agresiva	85
Ilustración 45 Flujograma monitoreo proceso- diagnóstico causa raíz y mitigación perturbación oscilatoria.....	86
Ilustración 46 Compensación Sintonía Agresiva por el método propuesto - Controlador Maestro.....	88
Ilustración 47 Compensación Sintonía Agresiva por el método propuesto - Controlador Esclavo	89
Ilustración 48 Compensación Fricción Estática "Stiction" por el método propuesto - Controlador Maestro	90
Ilustración 49 Compensación Fricción Estática "Stiction" por el método propuesto - Controlador Esclavo.....	91
Ilustración 50 Compensación Sintonía Agresiva + Fricción Estática "Stiction" por el método propuesto - Controlador Maestro	92
Ilustración 51 Compensación Sintonía Agresiva + Fricción Estática "Stiction" por el método propuesto - Controlador Esclavo.....	93
Ilustración 52 Reactor de fermentación continua	94
Ilustración 53 Respuesta de controlador maestro ante un paso escalón en la entrada de proceso.....	99
Ilustración 54 Respuesta de controlador esclavo ante un paso escalón en la entrada de proceso.....	100
Ilustración 55 Resultados Diagnóstico de Causa Raíz a partir de ANFIS - Caso estudio validación.....	101
Ilustración 56 Compensación Sintonía Agresiva + Fricción Estática "Stiction" por el método propuesto caso estudio validación - Controlador Maestro	102

Lista de Tablas

Tabla 1 Síntesis de Métodos de Detección de Oscilaciones	12
Tabla 2 Resumen de Métodos de diagnóstico de Causa Raíz mas utilizados	14
Tabla 3 Ecuaciones Sintonía Lopez - Sanjuan 2003	23
Tabla 4 Ecuaciones Sintonía Método de Dahlin	23
Tabla 5 Sintonía calculada para el proceso descrito en la sección 3.1.2	24
Tabla 6 Ejemplos Valores de Aumentos Porcentuales de la ganancia del controlador	26
Tabla 7 Resumen Indicadores para modelo de la válvula basado en datos	28
Tabla 8 Ejemplos Valores de S y J para simulación de Fricción estática en la válvula	31
Tabla 9 Ejemplos Valores de Amplitudes de onda para simulación de perturbación oscilatoria	32
Tabla 10 Resumen parámetros de entrada programa de combinación de escenarios para inducir oscilaciones	32
Tabla 11 Orden y Codificación de Causa Raíz de oscilaciones	34
Tabla 12 Variables y Niveles Experimentales de Factores	39
Tabla 13 Diseño Experimental , 2 ³	39
Tabla 14 Parámetros de Respuesta - Diseño Experimental 23	40
Tabla 15 ANOVA por parámetro de respuesta con efectos no significativos excluidos	42
Tabla 16 Resumen P-Value - Significancia	44
Tabla 17 Ejemplo Base de datos indicadores obtenidos según modelo de causa raíz y escenario	49
Tabla 18 características de la red Neuronal para el reconocimiento de patrones como alternativa para el diagnóstico de la causa-raíz de perturbaciones oscilatorias	57
Tabla 19 Resumen resultados evaluación de técnicas para diagnóstico de causa raíz	68
Tabla 20 Resultados Diagnóstico de causar raíz a partir de ANFIS - escenario por tipo de causa	69
Tabla 21 Escenarios Sintonización Agresiva – Valores de Proceso Entradas al Sistema	77
Tabla 22 Escenarios Sintonización Agresiva – Valor Mínimo IAE por Iteración	77
Tabla 23 Escenarios Sintonización Agresiva - Valores γ_1, γ_2 y Mínimo IAE	77
Tabla 24 Escenarios Fricción Estática – Valores de Proceso Entradas al Sistema	80
Tabla 25 Escenarios Fricción Estática “Stiction” – Valor Mínimo IAE por Iteración	80
Tabla 26 Escenarios Fricción Estática en la válvula Valores γ_1, γ_2 y Mínimo IAE	81

Tabla 27 Escenarios Sintonización Agresiva + Fricción Estática – Valores de Proceso Entradas al Sistema.....	83
Tabla 28 Escenarios Sintonización Agresiva + Fricción Estática “Stiction” Valor Mínimo IAE por Iteración.....	83
Tabla 29 Escenarios Fricción Estática en la válvula + Agresividad Valores γ_1, γ_2 y Mínimo IAE.....	84
Tabla 30 Resumen resultados estrategia de mitigación	87
Tabla 31 Parámetros del modelo de proceso.....	98
Tabla 32 Resumen resultados estrategia de mitigación caso estudio validación.....	101

1. Introducción

1.1 Resumen

El controlador PID se usa en más del 90% de los sistemas de control industrial [1], sin embargo, a pesar de su prevalencia en la industria, los estudios muestran que su desempeño y a su vez el del lazo de control se ven disminuidos ante la presencia de diferentes factores, tales como parámetros de sintonía inadecuados, oscilaciones, control manual, saturación, etc. Los fenómenos de oscilaciones sinusoidales, oscilaciones no lineales y control manual (como una posible consecuencia de oscilaciones) representan el 60% de las evidencias de falla en el sistema de control con mayor frecuencia, y existen tres razones principales que las ocasionan: sintonía agresiva del controlador, perturbaciones oscilatorias externas o problemas en la válvula de control [2][3].

La presente investigación aborda en particular el deterioro del desempeño de los controladores PID a causa de oscilaciones en el lazo de control y tiene como objetivo principal diseñar una estrategia de adaptación que permita identificar la causa raíz del comportamiento oscilatorio en el lazo de control y propiciando una acción de mitigación que mejore el desempeño. Se plantea una estrategia de control en cascada, la cual, en algunas aplicaciones, mejora el desempeño del lazo de control por retroalimentación, dado que utiliza un lazo de control interno o esclavo (más rápido) que proporciona una variable de advertencia temprana para contrarrestar la perturbación, ayudando a mantener un comportamiento más estable en el lazo externo o maestro (más lento).

La metodología está soportada en cuatro fases según los objetivos específicos. En la primera fase se plantea el modelo base y la región de operación, sobre el cual se inducen oscilaciones según las causas principales. En la fase dos, se diseñó una técnica que permite diagnosticar la causa raíz del comportamiento oscilatorio en el lazo de control, para esto se caracterizaron las respuestas, inicialmente mediante observación y luego a partir de un diseño de experimento. Una vez identificada la causa, en la fase 3, se plantea una estrategia de compensación adaptativa para las diferentes causas de las oscilaciones. Finalmente se validarán los resultados obtenidos en al menos un caso estudio.

1.2 Planteamiento del problema

Una plataforma tecnológica de control de procesos regula la dinámica operaciones de control industrial para propiciar una producción segura y eficiente. Un aspecto clave de una plataforma tecnológica de control es el controlador de procesos, y en la industria actual la mayoría de ellos operan con control PID [4]. Aunque se han introducido nuevas tecnologías en los sistemas de control, la mayoría de las industrias prefieren mantener el sistema de control PID debido a su simplicidad, relación costo-beneficio y desempeño para una amplia gama de procesos y plantas [5]. En la actualidad el controlador PID se usa en más del 90% de los sistemas de control industrial, que van desde operaciones de fabricación de productos electrónicos de consumo, desde cámaras, hasta procesos industriales continuos como procesos químicos [1].

La principal tarea en la configuración de un controlador PID es obtener una sintonía idónea. Sin embargo, una gran diversidad de factores afecta el desempeño de dicha sintonía a lo largo del tiempo. En la evaluación del desempeño del lazo de control es importante distinguir entre un mal funcionamiento por razones intrínsecas (debidas a no linealidades en el proceso) o por razones extrínsecas (funcionamiento de la válvula, perturbaciones, problemas de comunicación) [4]. Es por esto que en los últimos 20 años se evidencia como un campo específico de investigación, el desarrollo de técnicas de monitoreo y evaluación del desempeño de lazos de control, llamadas CPM (del inglés control performance monitoring). Estas técnicas están basadas en métodos que buscan detectar el mal funcionamiento de lazos de control e identificar sus causas. Bauer *et al* desarrollaron en el 2016 una encuesta dirigida a ingenieros de control líderes en compañías de producción de diversas industrias en Europa, África, Medio Oriente, América del Norte, América del Sur y Australia para identificar los métodos existentes en CPM y su uso en la industria, así como qué fallas son más frecuentes y pueden detectarse. En total, 69 expertos en ingeniería de control respondieron la encuesta, reuniendo entre ellos aproximadamente 1000 años de experiencia en ingeniería de control y siendo responsables de la supervisión de 450 lazos de control en promedio.



Ilustración 1 Efecto del deterioro del desempeño del lazo de control [6]

De acuerdo con los resultados obtenidos en la encuesta, los atributos de comportamiento de la variable controlada que evidencian falla en el sistema de control son: Saturación, oscilaciones sinusoidales, controlador operando en manual, comportamiento lento y oscilaciones no lineales. La presencia de oscilaciones suele ser el comportamiento más perjudicial ya que disminuye el rendimiento del sistema de control, afecta los componentes mecánicos en el proceso [7], reduce la vida útil de los equipos ya sea por fatiga o ciclos de operación superiores a los previstos, induce variabilidad en la producción y en la calidad de los productos, lo que implica realizar mantenimientos o reemplazos a los componentes del sistema llevando a tiempos de inactividad en la planta, como se muestra en la ilustración 1. La presencia de oscilaciones y el controlador operando en manual representan el 60% de falla en el sistema de control en procesos industriales [4]. La ilustración 2 presenta el diagrama de Ishikawa que ilustra las diferentes causas de las oscilaciones que degradan el desempeño del lazo de control en una planta de procesos, por otra parte, la ilustración 3. muestra la disminución del rendimiento típico del control de procesos industriales debido a diferentes factores, con el paso del tiempo y posterior a la puesta a punto de la planta, este comportamiento se acentúa sin monitoreo del sistema de control.

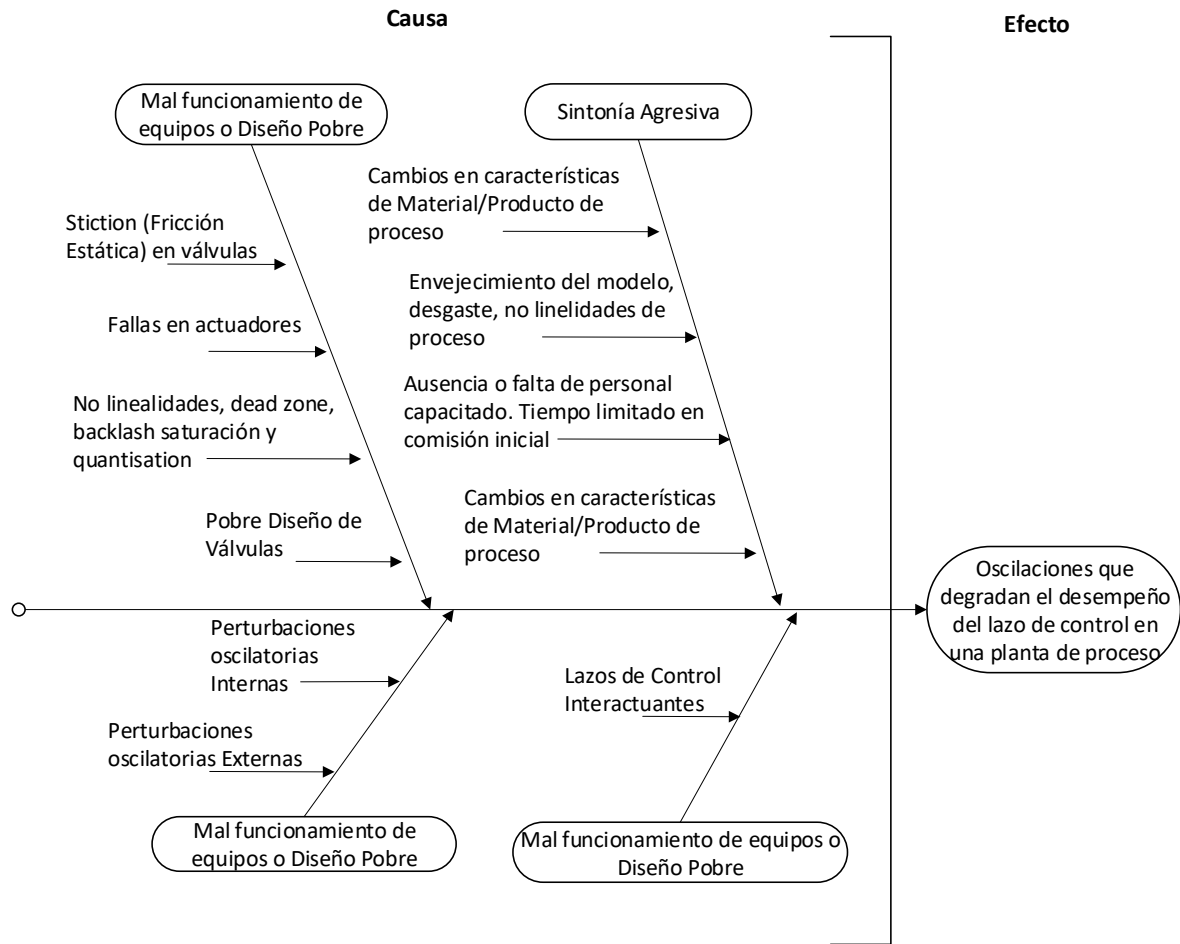


Ilustración 2 Diagrama de Ishikawa causas oscilaciones que degradan el desempeño del lazo de control en una planta de proceso.

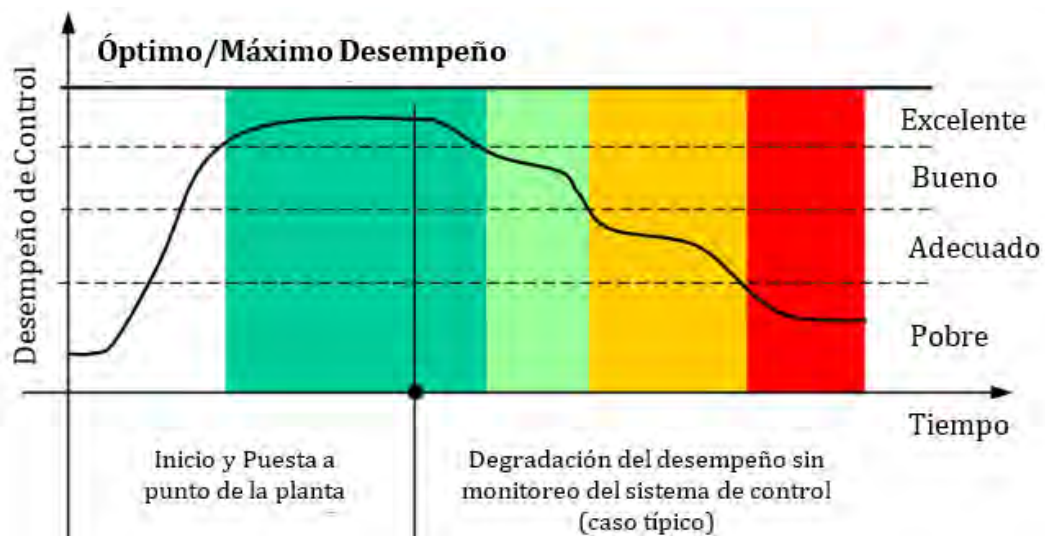


Ilustración 3 Disminución del rendimiento del control de procesos industriales debido a diferentes factores [6]

La presente investigación aborda en particular el problema de la degradación del desempeño de los controladores PID a causa de oscilaciones en lazo de control. Entre las fuentes más comunes de oscilaciones se encuentran adherencia de la válvula, una sintonización muy agresiva o el ingreso de oscilaciones vía perturbación, por lo tanto, una adecuada solución del problema requiere desarrollar la capacidad para identificar la causa raíz del fenómeno observado. Por otra parte, existen escenarios donde la perturbación que induce la oscilación es inevitable, por tanto es deseable un controlador robusto que pueda modificar su comportamiento en respuesta a cambios en la dinámica del sistema y a las perturbaciones [8]. A la fecha ABB, Foxboro, Honeywell, Yokogawa y Siemens ofrecen una serie de controladores industriales que incluyen control adaptativo, sin embargo, el ajuste de parámetros de sintonía se basa en el desempeño del sistema y no considera la posible fuente de comportamiento no lineal en el proceso de adaptación, suponen que el comportamiento oscilatorio es debido al aumento en el tiempo muerto del proceso, el cual debe compensarse de la misma manera que si la causa fuese un aumento en la ganancia. En consecuencia, existen oportunidades de mejora para las técnicas de supervisión existentes a partir del planteamiento de estrategias que rediseñan la sintonía del controlador PID con base en la identificación de la causa raíz para asegurar un mejor desempeño y estabilidad del lazo de control a lo largo del tiempo.

1.3 Objetivos

A continuación, se presentan los objetivos de la investigación.

1.3.1 Objetivo General

Diseñar una estrategia de diagnóstico de la causa raíz de comportamiento oscilatorio en controladores PID en cascada de dos niveles, con la capacidad de propiciar una acción de mitigación que mejore el índice de desempeño del lazo.

1.3.2 Objetivos específicos

1. Diseñar un modelo que permita simular el efecto de oscilaciones inducidas por sintonización agresiva, perturbaciones oscilatorias y presencia de fricción estática en las válvulas.
2. Diseñar una técnica que permita diagnosticar la causa raíz del comportamiento oscilatorio en el lazo de control.
3. Diseñar una estrategia de adaptación y un objetivo de control que mitigue el efecto de la oscilación y mejore el índice desempeño.
4. Evaluar las estrategias y técnicas diseñadas en un caso estudio.

1.4 Estructura del documento

Para abordar la problemática planteada, en el capítulo dos se presenta una revisión del estado del arte. En ella se aborda el estado actual de los distintos métodos de detección y diagnóstico de oscilaciones en lazos de control y los avances en la compensación de fricción estática *stiction*. En el capítulo tres se presenta el modelo del sistema en cascada y el modelo basado en datos del comportamiento de una válvula de control que presenta fricción estática, los cuales se utilizarán para entrenamiento y pruebas de las técnicas de diagnóstico y mitigación de oscilaciones. En el capítulo cuatro se presenta el desarrollo de una nueva técnica de diagnóstico de comportamiento que permite la identificación de causa raíz de comportamiento oscilatorio de lazos de control en cascada. El capítulo cinco por su parte, muestra el desarrollo de una técnica de mitigación de oscilaciones adaptable a la causa raíz identificada con la metodología de la etapa anterior. Seguidamente, en el capítulo

6 se muestra la validación y análisis de desempeño de los métodos desarrollados en un caso de estudio propuesto. Finalmente se presentan las conclusiones del trabajo y futuras investigaciones.

2. Estado del arte

En la siguiente sección se realiza una revisión del estado del arte. Teniendo en cuenta que el objetivo general de la investigación es el diagnóstico de oscilaciones en el lazo de control y las técnicas de mitigación, la revisión literaria se dividió en 5 partes de forma organizada por temática. En la primera sección se presenta el estado actual de la industria en cuanto al desempeño de los sistemas de control implementados, seguidamente, en la sección 2, se revisan las técnicas de detección de oscilaciones en el lazo de control y se presentan los distintos enfoques encontrados en la literatura. En tercer lugar, se revisan las metodologías de diagnóstico de causa raíz de oscilaciones. La cuarta sección presenta las principales técnicas encontradas en la literatura para identificar y/o compensar fallas en las válvulas de control. Finalmente se presentan las diferentes estrategias de control.

2.1 Estado actual de la industria

El concepto de controlador PID se introdujo en los procesos de producción industrial en el año 1911 por Elmer Sperry, y desde entonces se utilizan en la mayoría de plantas industriales para mantener variables de proceso en su valor deseado [9], sin embargo a pesar de la prevalencia de los controladores PID, los estudios demuestran que no se desempeñan tan bien como todos asumen.

Los resultados sobre el desempeño del lazo indican que hasta el 75% de la inversión en automatización de una planta típica es subutilizada y no proporciona beneficios. Una mejora del 1% en eficiencia energética o en una mejor dirección de mantenimiento del controlador representa cientos de millones de dólares en ahorros para las industrias de procesos. Actualmente los sistemas no funcionan como se diseñaron, principalmente debido a problemas con sintonía, ver ilustración 4 [10].

La experiencia en monitoreo del rendimiento del lazo de control recopilada por expertos de control de ABB indica que el 25% de los controladores presentan un buen funcionamiento, mientras que el 30% tienen el controlador en modo manual [11]. Las herramientas de CPM se necesitan principalmente para priorizar las acciones de mantenimiento relacionadas con el rendimiento de control deteriorado teniendo en cuenta las fallas más frecuentes en el lazo de control, las cuales se muestran en la ilustración 4, donde el actuador seguido por el controlador son las causas dominantes de problemas en el lazo de control [4]. Techmation,

fabricante de sistemas avanzados de control de máquinas, estudió el desempeño de miles de lazo de control individuales en cientos de plantas operativas y concluyeron, a su vez, que el desempeño no era tan bueno como se creía o esperaba, tan solo el 30% evidencia un buen comportamiento [12].

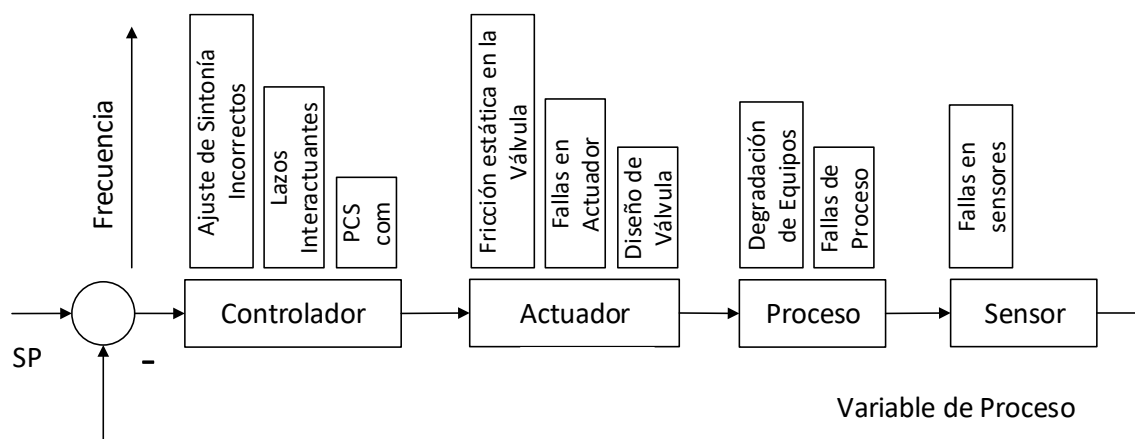


Ilustración 4 Fallas asociadas a los elementos del lazo de control de acuerdo a resultados de la encuesta. La altura de la columna refleja prevalencia de la falla.

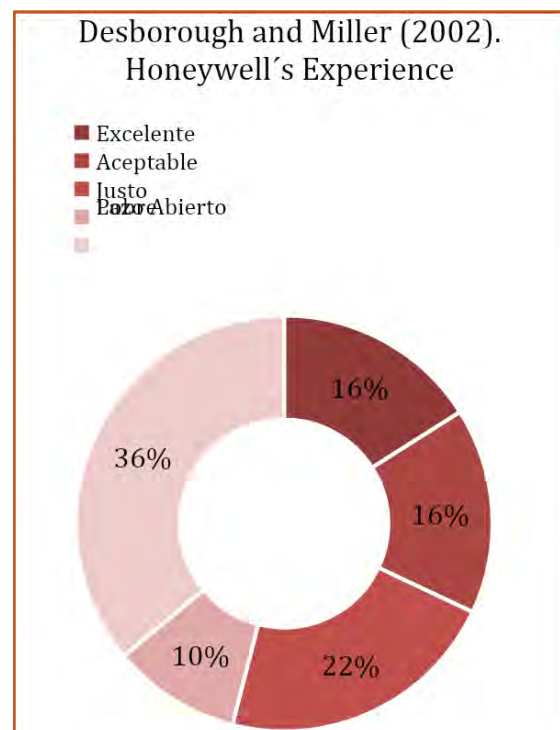
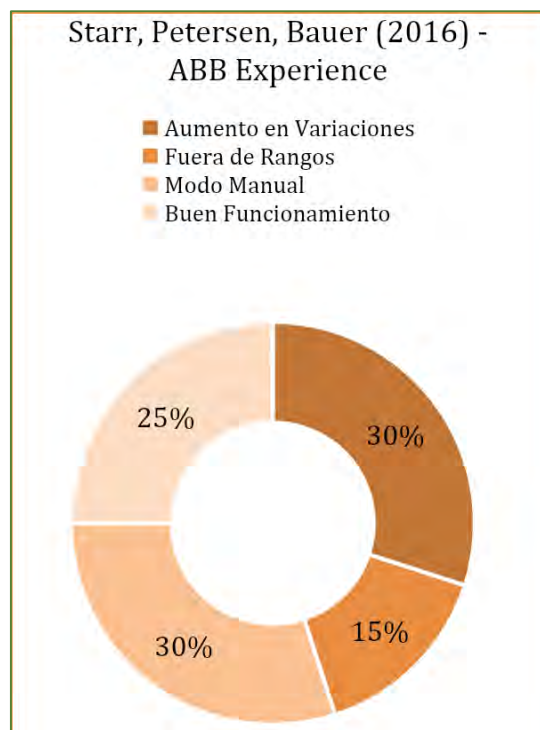
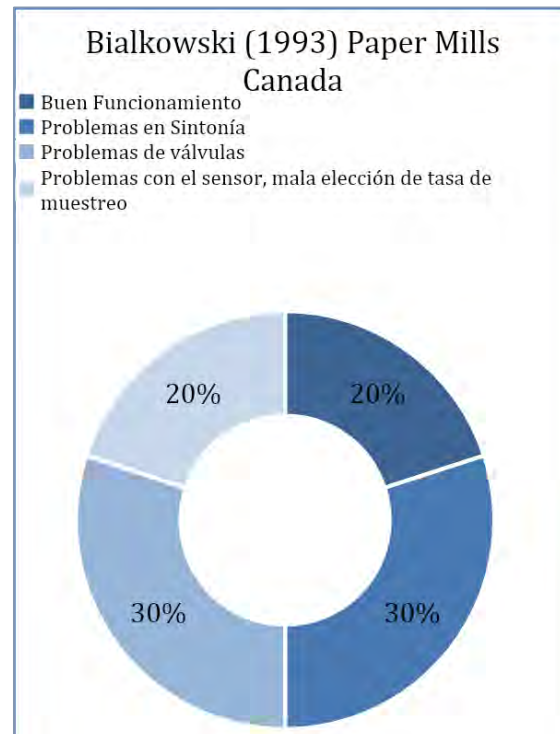
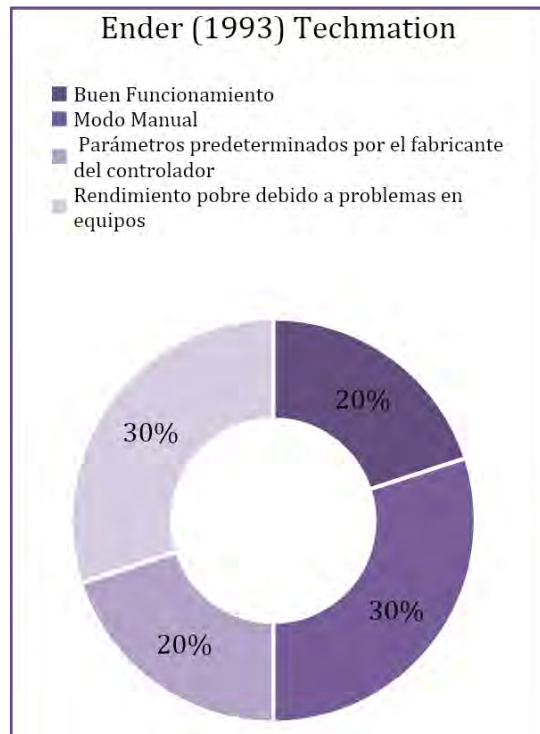


Ilustración 5 Demografía desempeño de controladores PID

2.2 Detección de oscilaciones

Las oscilaciones son un fenómeno anormal que se encuentra en las industrias de procesos. La presencia de un comportamiento oscilatorio en un lazo de control puede causar mayores tasas de rechazo por productos no conformes, mayor consumo de energía e incluso comprometer la estabilidad del proceso [13]. Encontrar la acción adecuada que mitigue las oscilaciones en un sistema de control, requiere la detección de las variables de proceso que están oscilando para identificar la causa raíz de la oscilación [2].

Existen diferentes métodos en la literatura para la detección de oscilaciones como primer paso para la solución y mejora del desempeño. CPLM (control performance loop monitoring) es un método de detección de oscilaciones en línea basado en el monitoreo de la integral del error absoluto del controlador (IAE) entre sus cruces sucesivos de cero, y parte de la premisa que la integral es mayor para una señal oscilatoria en comparación a una señal aleatoria. Se detecta una oscilación si el IAE supera continuamente el umbral [14].

El método de regularidad de la función de autocorrelación ACF propone detectar los cruces por cero de la ACF (función de autocorrelación) de la variable de respuesta. En el caso de múltiples oscilaciones en la variable, la oscilación en el ACF ya no es regular y se requiere un filtrado de frecuencia [15]. El método de envolvente espectral se basa en el análisis espectral, es bueno para detectar oscilaciones simples o múltiples. La detección de oscilaciones se puede llevar a cabo utilizando datos de operación rutinarios y el cálculo de la envolvente espectral es sencillo. En comparación con el método basado en ACF, el método de envolvente espectral no sufre ninguna limitación en el número mínimo de ciclos de oscilación y no requiere el diseño de ningún filtro. Puede detectar todas las oscilaciones en un solo paso y, por lo tanto, el potencial para automatizar este método es significativo [16]. otros métodos se basan en aislar diferentes componentes de frecuencia de las series de tiempo a través de la DCT (*discrete cosine transform*), de esta manera se detectan oscilaciones comprobando la regularidad de los cruces por cero de estos componentes aislados [18].

Por otro lado, existen algoritmos de caracterización de oscilaciones, dentro de estos enfoques se utiliza un proceso de descomposición de modo empírico modificado (EMD) para aislar las oscilaciones dominantes en una serie de tiempo [17], algoritmos de medición de confiabilidad (utilizando el análisis del dominio de la frecuencia de los sistemas de circuito cerrado) para evaluar la confianza en los resultados obtenidos a partir de los enfoques de detección de la adherencia de a válvula basados en modelo Hammerstein [19]; y basados en el filtrado, agrupación y reestructuración de los intervalos de cruce por cero

de los componentes descompuestos de las variables que caracterizan oscilaciones en tiempo real en presencia de intermitencia de señal [13].

Una desventaja de la mayoría de métodos mencionados es que no proporcionan información de la fuente de oscilación más probable, la tabla a continuación presenta una revisión de métodos para detección de oscilaciones [20].

Tabla 1 Síntesis de Métodos de Detección de Oscilaciones

Método	Características		
	Tipo de Oscilación	Categoría	Tipología
Hägglund (1995); Thornhill and Hägglund (1997)	Only single	Time-domain	Zero-crossings of IAE
Hägglund (2005)	Single	Time-domain	Zero-crossings of IAE – industrial implementation
Forsman and Stattin (1999)	Only single	Time-domain	Upper and lower zero-crossings of IAE
Miao and Seborg (1999)	Only single	Time-domain	ACF – decay ratio
Thornhill <i>et al.</i> (2003)	Only single & Multiple	Time-domain	ACF – regularity index
Matsuo <i>et al.</i> (2003)	Multiple	Hybrid	Discrete wavelet transform
Salsbury and Singhal (2005)	Only single	Time-domain	Poles of ARMA models
Yan <i>et al.</i> (2017a)	Only single	Time-domain	Hidden Markov model
Srinivasan <i>et al.</i> (2007)	Multiple & nonstationary time-	Time-domain	Modified empirical mode decomposition (EMD)
Srinivasan and Rengaswamy (2012)	Multiple & nonstationary time-	Hybrid	Modified EMD with ACF and frequency analysis
Li <i>et al.</i> (2010); Wang <i>et al.</i> (2013)	Multiple & nonstationary time-	Frequency-domain	Discrete cosine transform (DCT); improved DCT
Zakharov and Jämsä-Jounela (2014)	Nonstationary	Time-domain	Robust detection of peak positions
Tikkala <i>et al.</i> (2014)	Nonstationary	Time-domain	Robust detection of zero-crossings
Naghoosi and Huang (2014)	Multiple	Time-domain	detect and cluster peaks
Choudhury (2014)	Multiple	Hybrid	Fourier series and linear regression
Guo <i>et al.</i> (2014a)	Multiple & nonstationary	Hybrid	Improved wavelet packet transform (WPT)
Guo <i>et al.</i> (2014b)	Various	Hybrid	Intrinsic time-scale decomposition (ITD)
Zhang <i>et al.</i> (2015)	Multiple	Frequency-domain	Discrete Fourier transform (DFT) and Raleigh distribution
Xie <i>et al.</i> (2016a)	Various	Hybrid	Local mean decomposition (LMD) and Robust Lempel–Ziv complexity

Xie <i>et al.</i> (2016b)	Various	Hybrid	ITD with robust zero-crossing intervals clustering (ITD-RZC)
Wardana (2015)	Various	Hybrid	Variational mode decomposition (VMD)
Xun <i>et al.</i> (2016)	Various	Hybrid	Improved local mean decomposition (LMD)
Naghoosi and Huang (2017)	Multiple & nonstationary	Hybrid	Wavelet bicoherence and wavelet power spectrum

2.3 Diagnóstico de causa raíz de oscilaciones

Las causas de las perturbaciones en toda la planta incluyen ciclos no linealidades en el lazo de control, interacciones del controlador y problemas de sintonía [22]. Los métodos para identificar las posibles causas raíz de oscilaciones se pueden dividir en dos clases principales: los métodos de análisis basados en datos de procesos y los métodos basados en topología de procesos. Dentro de las principales técnicas de diagnóstico de causa raíz se encuentran aquellas basadas en datos, como es el caso de la implementada en la planta de Eastman Chemical Company, en la cual se presentan un algoritmo para identificar la presencia de múltiples causas raíz de oscilaciones en sistemas lineales [21]. El método de envolvente espectral tanto para la detección de oscilaciones como para el diagnóstico de causa raíz se basa en el análisis espectral y las posibles variables de causa raíz se identifican como las que tienen la mayor contribución a la envolvente espectral en la frecuencia de oscilación [16].

El método de detección de oscilaciones basado en la densidad espectral de potencia (PSD) y la función de correlación automática (ACF), seguido de un enfoque basado en modelos demostró su eficacia para identificar y cuantificar la causa raíz, incluso en el caso de que se produzcan múltiples fallas simultáneamente [23]. El enfoque de detección de oscilaciones se basa en el procesamiento de los modos intrínsecos que se identifican mediante el proceso de tamizado de la descomposición del modo empírico (EMD). Las ventajas del este método son: capacidad para detectar la presencia de oscilaciones simples/múltiples e identificar sus períodos de tiempo, capacidad para proporcionar la amplitud de las oscilaciones, robustez al ruido, capacidad para manejar tendencias no estacionarias y capacidad de proporcionar información sobre modos oscilatorios dominantes y débiles en los datos del proceso [3].

La ilustración a continuación presenta un árbol de métodos para identificar las causas de las oscilaciones de toda la planta [24] y posteriormente se resumen cinco métodos de los más utilizados en la tabla 2.

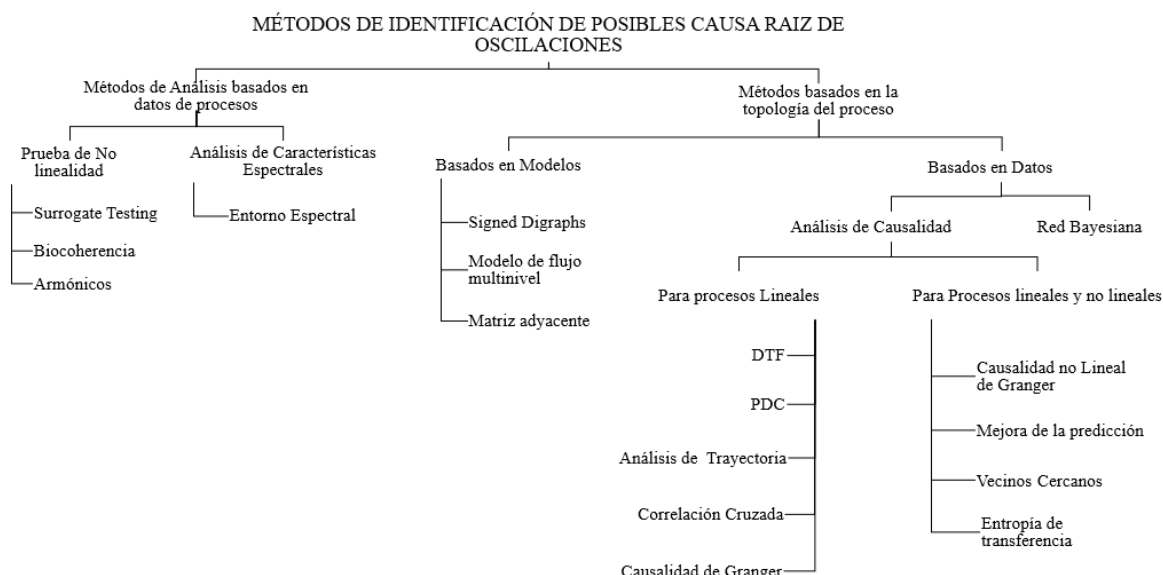


Ilustración 6 Árbol de métodos para identificar las causas de las oscilaciones tomado de [24]

Tabla 2 Resumen de Métodos de diagnóstico de Causa Raíz mas utilizados

Métodos	Requerimientos	Ventajas	Limitaciones
Envolvente Espectral	Basado en datos (datos anormales; dominio de la frecuencia)	Más fácil de implementar; robusto a los parámetros y cambios de selección de datos; la carga computacional es pequeña; Adecuado tanto para la detección como para el diagnóstico	La explicación física no es sencilla
Matriz Adyacente	Basado en el modelo (proceso conocimiento)	Fácil de implementar; puede ser utilizado para otras perturbaciones siempre que no se cambie la estructura del proceso; la carga computacional es pequeña	El conocimiento del proceso no es siempre disponible; es hora consumiendo para construir un digrafo de lazo de control.
Causalidad de Granger (Lineal)	Basado en datos (normal o datos anormales)	Más fácil de implementar; robusto a los cambios de selección de datos; la carga computacional no es grande; Las técnicas de aplicación están bien desarrolladas.	Solo apto para relaciones lineales entre variables; Puede ocurrir una especificación errónea del modelo

Entropía de Traslación	Basado en datos (normal o datos anormales; hora dominio)	Robusto a los cambios de selección de datos; Apto tanto para relaciones lineales como no lineales entre variables.	Sensible a los cambios de parámetros; relativamente difícil de implementar; La carga computacional es grande.
Red de Inferencia Bayesiana	Basado en datos (normal o datos anormales; hora dominio)	Adecuado para datos con tamaño pequeño; Robusto a los cambios de selección de datos	Sensible a los retrasos en los nodos; relativamente difícil de implementar; los supuestos sobre los datos para la construcción de BN son difíciles de satisfacer; La estructura óptima no está garantizada.

2.4 Fricción estática en la Válvula – *Stiction*

Stiction se define como una "propiedad de un elemento tal que su movimiento suave en respuesta a una variación en la entrada está precedido por un salto abrupto repentino denominado "salto deslizante", que se expresa como un porcentaje del intervalo de salida. Su origen en un sistema mecánico es la fricción estática que excede la fricción dinámica durante el movimiento suave "[25]. La diferencia entre los valores de posición final e inicial necesarios para superar la fricción estática se considera como la cantidad de este fenómeno no lineal. Por ejemplo, el 5% de las deducciones implica que una vez que la válvula se bloquea, se reiniciará para moverse y luego variará su posición real solo después de un cambio acumulativo en la señal de control que exceda el 5% [25].

2.4.1 Métodos para la compensación de *stiction* en válvulas de control

El mantenimiento y la reparación de las válvulas es la solución definitiva al problema de *stiction*, sin embargo, esta solución puede tomar desde seis meses a un año y generar grandes costos. Una opción válida, cuando el mantenimiento no está disponible, es considerar métodos de compensación para liberar los efectos negativos de la *stiction* en lazo de control. En la siguiente sección, se examinarán los siguientes algoritmos para

compensar la fricción estática: *Knocker*, filtrado de señal retroalimentada, compensador de dos movimientos, compensación vía sintonía del controlador y MPC.

➤ **Compensación vía sintonía del controlador.**

Este método propone básicamente que un sistema $n \times n$ va a oscilar con una frecuencia w y magnitudes A_1, \dots, A_p ($p \leq n$), si se cumple que $\det(H)=0$, donde H se define como [26] :

$$\begin{bmatrix} D_1 & E_{1,2} & \cdots & E_{1,n-1} & E_{1,n} \\ E_{2,1} & D_2 & \cdots & E_{2,n-1} & E_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ E_{n-1,1} & E_{n-1,2} & \cdots & D_{n-1} & E_{n-1,n} \\ E_{n,1} & E_{n,2} & \cdots & E_{n,n-1} & D_n \end{bmatrix}$$

$$D_i = 1 + G_{ii}G_i^c(jw)N_i(A_i)$$

$$E_{i,k} = 1 + G_{ik}(jw)N_k(A_k)$$

En las ecuaciones mencionadas, G_{ij} es la función de transferencia entre la j^{th} entrada y la i^{th} salida, $N_i(A_i)$ es una función que describe al stiction en el i^{th} lazo y A_i es la magnitud de la entrada armónica a la válvula defectuosa de este lazo. Además, G_i^c representa al controlador utilizado en el i^{th} lazo. [27] enfocó su estudio en la relación numérica entre los valores de los parámetros de un controlador tipo PID con modos proporcional y proporcional-integrativo, con las características de las oscilaciones presentes en un lazo de control con proceso autorregulado y procesos integrantes

➤ **Knocker**

Este método fue presentado por [26] y se considera como una solución a corto plazo para el problema de la fricción estática. El método consiste en agregar una señal pre diseñada a la salida del controlador antes de ingresar a la válvula, y de esa forma minimizar las fluctuaciones de la salida del proceso. El diagrama de bloques de esta metodología se presenta en la ilustración 7.

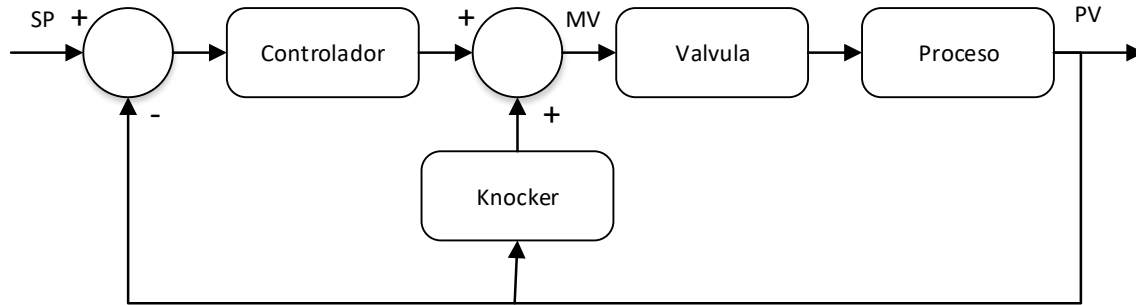


Ilustración 7 Diagrama de bloques para un lazo de control feedback con un knocker

La señal adicional está compuesta por una secuencia de pulsos con amplitud, ancho y tiempo entre dos pulsos consecutivos constantes. El signo de esta señal es mismo que la dirección de cambio en la señal de salida del controlador. Este compensador elimina las oscilaciones inducidas por la fricción de la variable de proceso. Sin embargo, como resultado de esta compensación, el vástago de la válvula se mueve más rápido e incluso más amplio que antes. El movimiento adicional de la válvula aumenta la tasa de daño, teniendo en cuenta lo significativa que es la fricción entre el vástago de la válvula y el empaque sellado.

➤ **Compensador de dos Movimientos**

El este método e centra en mantener la válvula en su posición de estado estable, correspondiente al *setpoint*. Para lograr este objetivo, por lo menos dos movimientos son necesarios por el vástago de la válvula con direcciones opuestas. La razón es que, incluso después de ajustar la señal de salida del controlador en el valor de estado estacionario, la válvula no se localizará necesariamente en la posición deseada. Las señales requeridas para producir tales movimientos deben tener magnitudes suficientemente grandes como para superar la fuerza de fricción. Asimismo, no debe ser demasiado grande para saturar la válvula.

➤ **Refuerzo constante**

Sugiere un enfoque similar al *Knocker* con la diferencia que la señal adicional no tiene forma de pulso, sino un valor constante en magnitud, con el signo del cambio en la señal del controlador ($ak = acr * sign(\Delta m)$). El método parece ser muy útil para reducir la variabilidad, pero no disminuye significativamente la agresividad de la válvula. De manera similar al método anterior, este método tampoco puede evitar movimientos adicionales de la válvula,

de hecho, ese método proporciona una solución para mover el vástago de la válvula cuando se encuentra atascada, y generalmente se olvida de la etapa de movimiento de la válvula.

➤ Filtrado de la señal retroalimentada

Básicamente consiste en corregir la señal de salida del controlador, utilizando el filtro de la señal de salida del proceso, tal y como se muestra en la ilustración. Aunque la estructura y el orden del filtro no han sido elaborados por los autores, se afirma que este método reduce eficazmente las oscilaciones de hasta 75%.

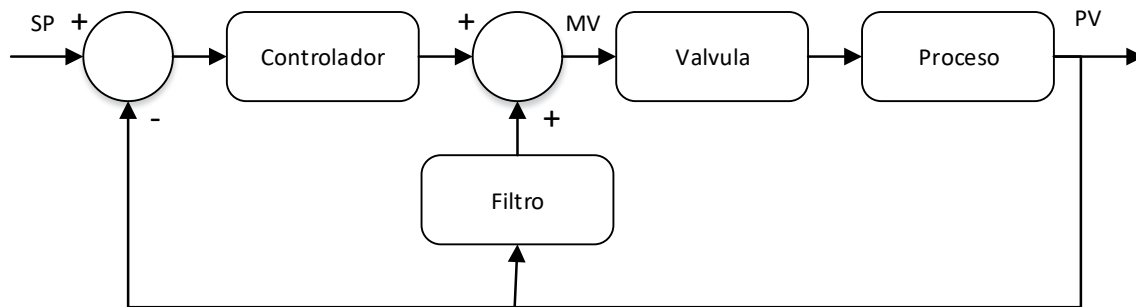


Ilustración 8 Diagrama de bloques para un lazo de control feedback con compensación vía filtro de la señal de salida

➤ MPC

Los métodos que emplean el modelo de control predictivo (MPC) han aparecido recientemente en la literatura. Dado que la función de la válvula se considera explícitamente en el problema de optimización, se demuestra que el rendimiento en circuito cerrado ha mejorado significativamente. La primera formulación basada en MPC fue desarrollada por [16], utilizando una programación cuadrática de enteros mixtos (MIQP) en las restricciones de la entrada. Un modelo de *backlash* inverso y saturación de la válvula son incorporados en el controlador para compensar la banda muerta asociada al *backlash*, y luego esta estructura se aplica a un sistema con *stiction*. Debido a la alta carga computacional y el efecto de retroalimentación resultante, este enfoque puede ser ineficiente en el caso de sistemas severamente no lineales (alta *stiction*) o sistemas altamente dimensionales.

3. Modelo del sistema

A continuación, se describe la dinámica de procesos utilizando modelos matemáticos y simulaciones computacionales, para esto se presenta el modelo del sistema en cascada y los planteamientos sobre los cuales se modelarán oscilaciones en el sistema según las causas más comunes: Sintonía agresiva, perturbaciones oscilatorias y adherencia en la válvula, a partir de un modelo basado en datos del comportamiento de una válvula de control que presenta fricción estática. Estos modelos se utilizarán para entrenamiento y pruebas de las técnicas de diagnóstico y mitigación de Oscilaciones.

3.1 Modelo del sistema de control en cascada dos niveles

Cuando los requerimientos de los procesos se hacen más rigurosos, en procesos con dinámica lenta, o en procesos con gran número de perturbaciones, el desempeño que proporciona el control por retroalimentación puede resultar inaceptable, en consecuencia, es necesario usar otras estrategias para alcanzar el desempeño requerido [28]. El control en cascada es una estrategia que en algunas aplicaciones mejora de manera significativa el desempeño que proporciona el control por retroalimentación [29].

El diagrama de bloques de control en cascada dos niveles muestran que la estrategia está compuesta por dos sensores, dos transmisores, dos controladores y una válvula de control. Un sensor mide la variable intermedia, o secundaria, a estrategia resulta en dos lazos de control [29].

A partir del diagrama de bloques anterior se obtienen las siguientes funciones de transferencia para el sistema en cascada de dos niveles [30].

$$\frac{CV_1(s)}{SP(S)} = \frac{G_{c1}G_{c2}G_vG_{p2}G_{p1}}{1 + G_{c1}G_{c2}G_vG_{p2}G_{p1}G_{s1} + G_{c2}G_vG_{p2}G_{s2}}$$

$$\frac{CV_1(s)}{D_2(S)} = \frac{G_{D2}G_{p1}}{1 + G_{c1}G_{c2}G_vG_{p2}G_{p1}G_{s1} + G_{c2}G_vG_{p2}G_{s2}}$$

$$\frac{CV_1(s)}{D_1(S)} = \frac{G_{D1}}{1 + G_{c1}G_{c2}G_vG_{p2}G_{p1}G_{s1} + G_{c2}G_vG_{p2}G_{s2}}$$

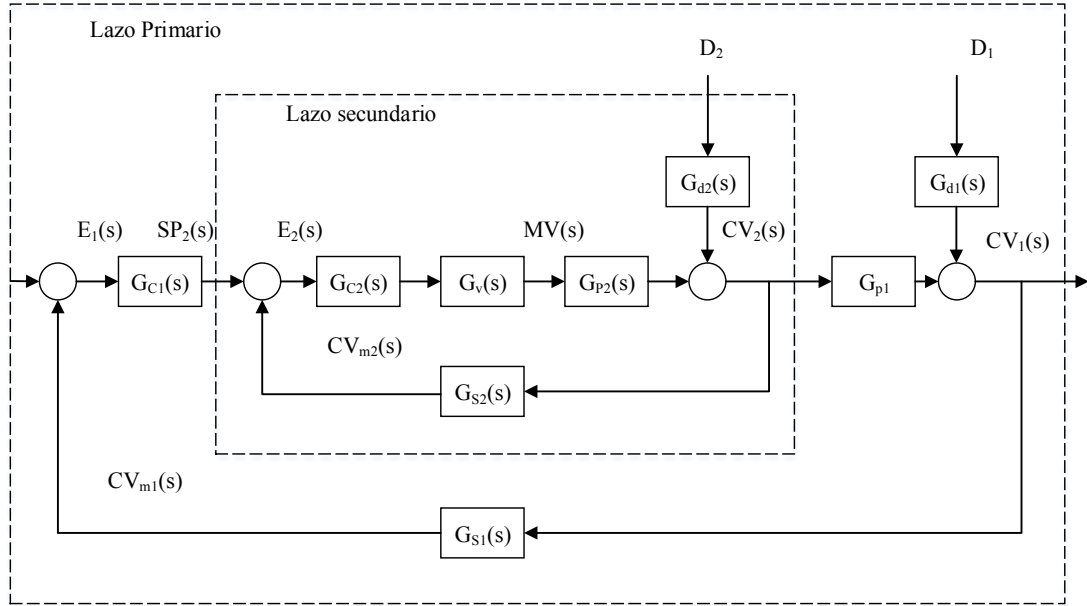


Ilustración 9 Diagrama de bloques estrategia control en cascada

El controlador que mantiene la variable principal en su valor de referencia se llama controlador maestro, controlador externo o controlador primario. El controlador que se usa para mantener la variable secundaria en la referencia proporcionada por el controlador maestro suele llamarse controlador esclavo, controlador interno o controlador secundario [31]. El controlador esclavo recibe una señal proveniente del controlador maestro esta señal se usa como la referencia. El lazo secundario funciona como un sistema de control por retroalimentación tradicional con un *setpoint*, una variable de proceso y un controlador que actúa sobre un proceso por medio de un actuador. El lazo externo hace lo mismo, excepto que usa todo el lazo interno como su actuador [32].

En este estudio se utilizará con un controlador Externo PID y un controlador interno o esclavo PI, las ecuaciones que describen el comportamiento de cada uno son:

- Controlador Interno PI, el cual posee un modo integral o *reset action* y su principal objetivo es remover el *offset*. Donde $\tau_I = \text{integral o reset time}$

$$m(t) = \bar{m} + K_c e(t) + \frac{K_c}{\tau_I} \int e(t) dt$$

- Controlador Externo PID, el cual posee un modo derivativo y su principal objetivo es anticipar hacia donde se mueve el proceso, utilizando la tasa de tiempo de cambio del error. $\tau_D = \text{tiempo derivativo o tasa de cambio}$

$$m(t) = \bar{m} + K_c e(t) + \frac{K_c}{\tau_I} \int e(t) dt + K_c \tau_D \frac{de(t)}{dt}$$

3.1.1 Criterios de diseño de control cascada

A continuación, se enuncian los criterios a considerar cuando se desea implementar control en cascada [33]:

- **El lazo secundario tiene influencia sobre el lazo primario.** Las acciones del controlador secundario deben afectar la variable del proceso primario de una manera predecible y repetible o, de lo contrario, el controlador primario no tendrá ningún efecto sobre el [28].
- **La dinámica de la variable secundaria debe ser más rápida que la dinámica de la variable primaria.** (El lazo secundario es más rápido que el lazo externo). El proceso secundario debe reaccionar a los esfuerzos del controlador secundario al menos tres o cuatro veces más rápido que el proceso primario reacciona al controlador primario. Esto permite al controlador secundario el tiempo suficiente para compensar las perturbaciones del lazo interno antes de que puedan afectar el proceso primario.
- **Las perturbaciones del lazo interno son menos graves que las perturbaciones del lazo externo.** De lo contrario, el controlador secundario estará corrigiendo constantemente las perturbaciones del proceso secundario y no podrá aplicar esfuerzos correctivos coherentes al proceso primario [34].

El control en cascada puede mejorar dramáticamente el rendimiento de las estrategias de control, reduciendo tanto la desviación máxima como el error integral para las respuestas ante perturbaciones. Como los cálculos requeridos son simples, se puede implementar con una amplia variedad de equipos analógicos y digitales. Esta estrategia combina facilidad de implementación y la mejora del rendimiento del control potencialmente grande [35].

Es necesario hacer hincapié en lo siguiente: al diseñar estrategias de control en cascada, la consideración más importante es que la variable secundaria debe responder más rápido que la variable primaria ante cambios en perturbaciones.

3.1.2 Modelo de un sistema de tanques en serie

El sistema dinámico a modelar está compuesto por dos tanques de mezclado en serie con su respectivo agitador, con un flujo volumétrico f . En el tanque 1 se mezclan dos flujos volumétricos $f_1(t)$ y $f_2(t)$, con temperaturas $T_1(t)$ y T_2 , respectivamente. Se observa que la temperatura del flujo frío es constante, mientras que la temperatura del flujo caliente varía con respecto al tiempo. Luego del proceso de mezclado, el flujo es transportado aguas abajo por una tubería de longitud L hasta un segundo tanque, en el cual se mezclan dos flujos volumétricos $f_4(t)$ y $f_5(t)$, con temperaturas $T_4(t)$ y $T_5(t)$, respectivamente. La

temperatura del flujo frío es la perturbación que ingresa en el sistema, mientras que la temperatura del flujo caliente varía con respecto al tiempo según la dinámica del tanque 1. Se desea entonces estudiar el comportamiento de la variable de salida del proceso $T_7(t)$; esta es, la temperatura del flujo a la salida de la tubería, $T_7(t)$. Se supone que no hay reacción química al interior, y, por tanto, sin generación de masa. Se supone también que las densidades de los flujos son constantes, pero no iguales. Esto es, la densidad de cada flujo permanece invariante en todo el proceso, pero el flujo caliente tiene una densidad diferente a la del fluido frío. Se trabaja también bajo el supuesto de mezclado ideal, según el cual las propiedades de salida son iguales a las propiedades al interior del tanque. Por último, se trabaja bajo la suposición de que el sistema está aislado térmicamente, lo cual implica que no se presenta transferencia de calor hacia el exterior y, por consiguiente, no hay cambios de temperatura debidos a los fenómenos de transferencia de calor, sino por cambios producidos en el proceso.

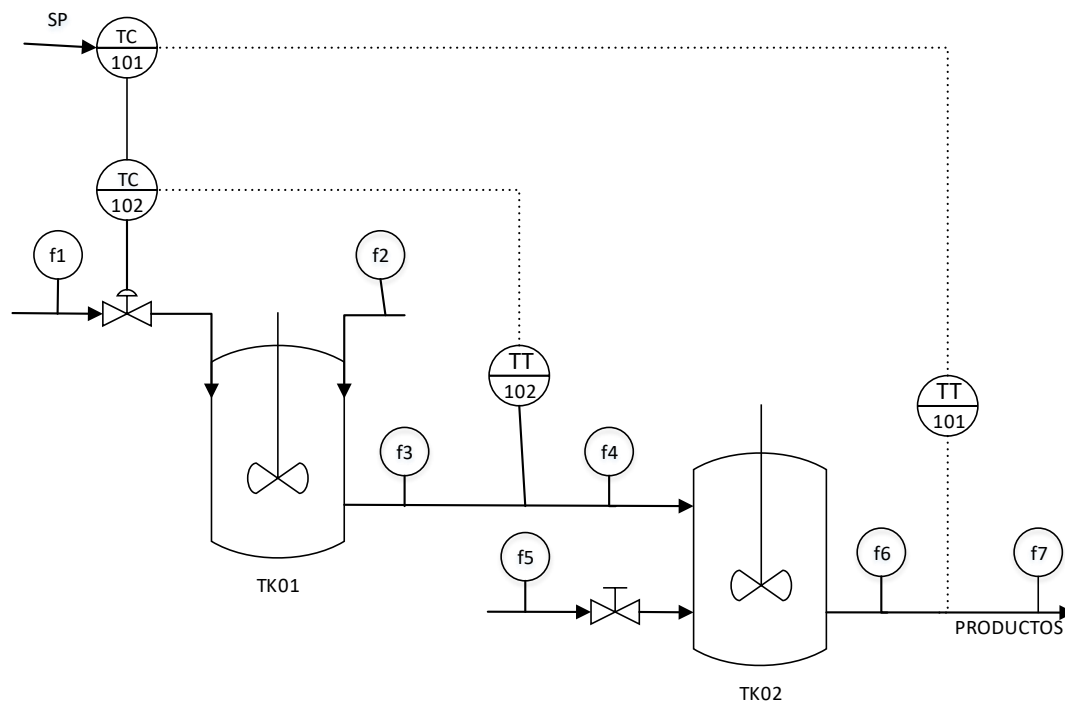


Ilustración 10 P&ID Modelo de un sistema de tanques en serie.

3.2 Sintonía del proceso en cascada

El método a continuación propuesto por Lopez - Sanjuan en 2003 proporciona la manera de sintonizar tanto el controlador primario como el secundario con una sola prueba escalón

[36]. En la tabla a continuación se presentan las ecuaciones para sintonizar el controlador primario.

Tabla 3 Ecuaciones Sintonía Lopez - Sanjuan 2003

Controlador Secundario	Controlador Primario	
	PI	PID
P	$K_{c1} = \frac{\tau_1}{8.2048K_1 t_{01}} \left(\frac{\tau_2}{\tau_1}\right)^{-1.3965} \left(\frac{t_{02}}{t_{01}}\right)^{0.2767}$ $\tau_{I1} = \tau_1 \left(\frac{\tau_2}{\tau_1}\right)^{-0.0018} \left(\frac{t_{02}}{t_{01}}\right)^{0.2097}$ <p>Rangos: $0.1 \leq \frac{\tau_2}{\tau_1} \leq 0.7$; $0.1 \leq \frac{t_{02}}{t_{01}} \leq 0.7$</p>	$K_{c1} = \frac{\tau_1}{5.2416K_1 t_{01}} \left(\frac{\tau_2}{\tau_1}\right)^{-1.1312} \left(\frac{t_{02}}{t_{01}}\right)^{0.0966}$ $\tau_{I1} = \tau_1 \left(\frac{\tau_2}{\tau_1}\right)^{-0.0655} \left(\frac{t_{02}}{t_{01}}\right)^{0.5342}$ $\tau_{D1} = t_{01} \left(\frac{\tau_2}{\tau_1}\right)^{1.4397} \left(\frac{t_{01}}{\tau_1}\right)^{-1.6551}$ <p>Rangos: $0.2 \leq \frac{\tau_{01}}{\tau_1} \leq 1$; $0.1 \leq \frac{\tau_2}{\tau_1} \leq 0.7$; $0.1 \leq \frac{t_{02}}{t_{01}} \leq 0.7$</p>
PI	$K_{c1} = \frac{\tau_1}{2.4468K_1} \left(\frac{\tau_{01}}{\tau_1}\right)^{-0.4485} \left(\frac{\tau_2}{\tau_1}\right)^{-0.3857} \left(\frac{t_{02}}{t_{01}}\right)^{0.0995}$ $\tau_{I1} = 0.8693\tau_1 \left(\frac{\tau_{01}}{\tau_1}\right)^{-0.4195} \left(\frac{\tau_2}{\tau_1}\right)^{-0.3022} \left(\frac{t_{02}}{t_{01}}\right)^{0.1334}$ <p>Rangos: $0.2 \leq \frac{\tau_{01}}{\tau_1} \leq 1$; $0.1 \leq \frac{\tau_2}{\tau_1} \leq 0.7$; $0.1 \leq \frac{t_{02}}{t_{01}} \leq 0.7$</p>	$K_{c1} = \frac{\tau_1}{5.2416K_1 t_{01}} \left(\frac{\tau_2}{\tau_1}\right)^{-1.1312} \left(\frac{t_{02}}{t_{01}}\right)^{0.0966}$ $\tau_{I1} = 1.1581\tau_1 \left(\frac{\tau_2}{\tau_1}\right)^{-0.0398} \left(\frac{t_{02}}{t_{01}}\right)^{0.1538}$ $\tau_{D1} = 0.6722t_{01} \left(\frac{\tau_2}{\tau_1}\right)^{-0.0905} \left(\frac{t_{01}}{\tau_1}\right)^{0.2750}$ <p>Rangos: $0.1 \leq \frac{\tau_2}{\tau_1} \leq 0.7$; $0.1 \leq \frac{t_{02}}{t_{01}} \leq 0.7$</p>

Para la sintonía del controlador primario modo PI se utilizó sintonización por el método de Dahlin o sintonía lambda para un proceso FOPDT.

Tabla 4 Ecuaciones Sintonía Método de Dahlin

Proceso	Controlador	Parámetros de Sintonía
$G(s) = \frac{Ke^{-t_0s}}{\tau s + 1}$	PID	$K'_c = \frac{\tau}{K(\lambda + t_0)}$ $\tau'_I = \tau$ $\tau'_D = \frac{t_0}{2}$

La sintonía calculada para el proceso descrito en la sección 3.1.2 es la siguiente:

Tabla 5 Sintonía calculada para el proceso descrito en la sección 3.1.2

	Ganancia K_c	Tiempo Integral τ_i	Tiempo Derivativo τ_D
Controlador Primario PID	0,1374	2,85	0,2387
Controlador Secundario PI	-0,5574	0,9712	

A continuación, se presentan las respuestas del sistema en control cascada ante perturbaciones y cambios en *set point* para el controlador maestro y el esclavo. Se puede contemplar que la sintonía calculada es adecuada para este sistema.

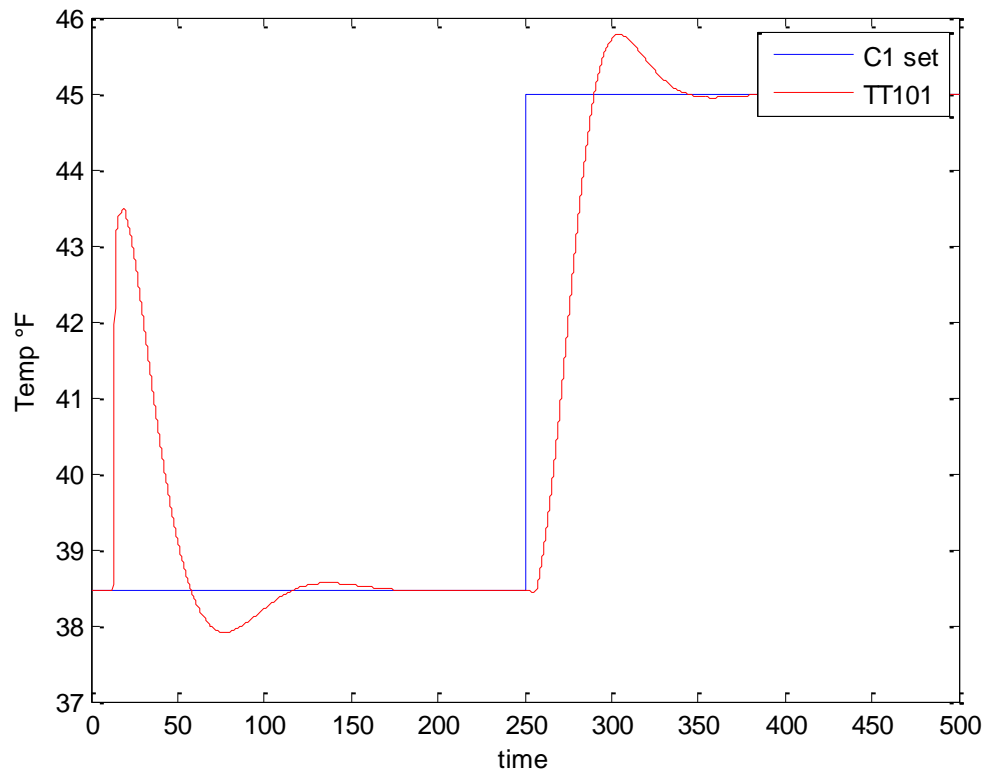


Ilustración 11 Respuesta controlador maestro sintonía calculada modelo tanques en serie.

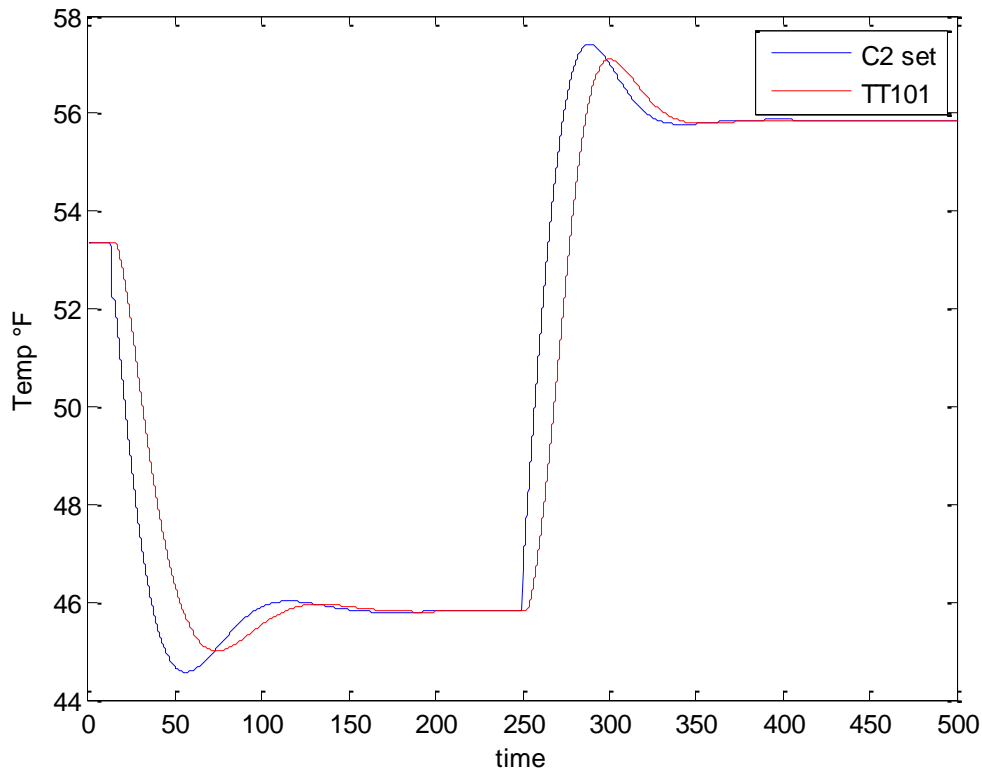


Ilustración 12 Respuesta controlador esclavo sintonía calculada modelo tanques en serie.

Sintonizar el controlador es el proceso por el cual se ajustan los parámetros de ganancia y tiempo integral del controlador externo e interno, y tiempo derivativo del controlador externo para un sistema en cascada PI-PID [30], con el fin de obtener una respuesta específica en lazo cerrado. Dentro de las fuentes de oscilaciones en el sistema discutidas, se encuentra una sintonía agresiva, la cual puede deberse a un ajuste de parámetros incorrectos con ganancias muy altas cerca a la ganancia última o tiempos integrales a su vez con valores altos, envejecimiento del modelo y no linealidades en el proceso.

Una de las características más importantes de un proceso industrial, es su comportamiento lineal o no lineal. En un proceso no lineal la identificación de proceso y cálculo de parámetros de sintonía pueden variar en puntos de operación, por tanto, una sintonía adecuada podrá dar a lugar a un sistema oscilatorio si nos encontramos en una región de operación diferente a la definida inicialmente.

El criterio de estabilidad impone un límite en la ganancia general del lazo, de modo que [30]:

- Un aumento en la ganancia de la válvula de control, el transmisor o el proceso, obliga a una disminución en la ganancia final del controlador.
- Un aumento en el tiempo muerto o en cualquiera de las constantes de tiempo no dominantes (más pequeñas) del lazo da como resultado una reducción de la ganancia final.
- Una disminución en la constante de tiempo dominante (más larga) del lazo da como resultado una disminución en la ganancia final del lazo y un aumento en la frecuencia final del lazo. [30]

La ganancia del controlador en la que el lazo alcanza el umbral de inestabilidad es de suma importancia en el diseño de un lazo de control y se conoce como ganancia última.

3.3 Simulación de controlador con sintonía agresiva

Teniendo en cuenta lo anterior se procede a modelar escenarios de un controlador con sintonía agresiva utilizando el parámetro de Ganancia del controlador, para esto se procede con la simulación del proceso con diferentes valores de ganancia de controlador interno o esclavo PI, que den lugar a respuestas en el lazo oscilatorias o en el caso extremo marginalmente estables. En el procedimiento cada escenario es una ganancia diferente. El escenario 1 comprende la ganancia adecuada calculada y los escenarios siguientes presentan aumentos porcentuales teniendo como base la ganancia del escenario 1. Los porcentajes de aumento de ganancia se presentan a continuación

Tabla 6 Ejemplos Valores de Aumentos Porcentuales de la ganancia del controlador

Valores de Aumentos Porcentuales de la ganancia del controlador
34%
36%
38%
40%
42%
44%
46%
48%

La imagen a continuación muestra los resultados del controlador de la simulación del controlador maestro ante una sintonía agresiva con un aumento del de un 48% la ganancia del controlador esclavo, ante un cambio en el *set point*.

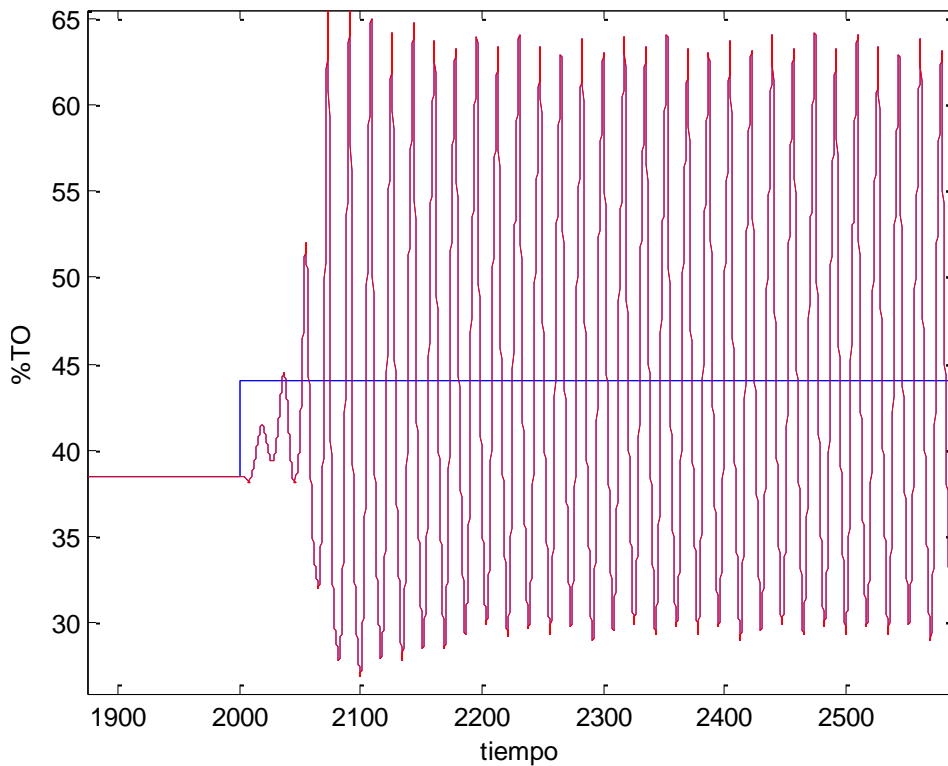


Ilustración 13 Respuesta controlador maestro ante 48% de aumento en ganancia del controlador esclavo

3.4 Modelo de la válvula con fricción estática basado en datos

La adherencia o fricción estática en la válvula de control se considera una de las principales fuentes de no linealidades en lazos de control que impacta el desempeño en una planta industrial ocasionando que esta funcione por debajo de sus condiciones óptimas, el efecto se hace más severo a medida que envejecen los actuadores [26]. Choudhury Propuso transformar el conocimiento sobre el comportamiento de una válvula de control en un modelo basado en datos, el cual describe de manera adecuada las discontinuidades presentes en el actuador [25].

El modelo basado en datos es útil porque los parámetros son fáciles de elegir y el efecto de estos cambios de parámetros es fácil de entender. La entrada de la válvula es la señal del controlador y su salida es el porcentaje de apertura la válvula. Es necesaria la especificación de los parámetros de banda muerta más banda de deslizamiento y *offset* de la válvula. En

la ilustración 14 se muestra el flujograma para la simulación de la adherencia en la válvula, el modelo se describe a continuación:

1. La salida del controlador se convierte de 4-20 mA a porcentaje de apertura mediante una tabla de consulta.
2. El algoritmo verifica las condiciones de saturación, si la válvula está completamente cerrada o completamente abierta.
3. Si la válvula no está saturada, el algoritmo calcula la pendiente de la señal de salida del controlador.
4. La dirección de la pendiente se utiliza para determinar el inicio de la adherencia válvula de la siguiente manera:
 - a. Un cambio en la forma de signo de la pendiente desde + a - o viceversa, indica que la válvula invirtió su dirección y comienza la adherencia. La salida del controlador en el punto de restricción se registra en X_{ss} .
 - b. Un cambio en la forma de signo de la pendiente desde + o - a cero, indica que la válvula se atasca en la fase móvil. En este punto, el indicador (I) se establece en $I = 1$ y la salida del controlador en el punto de restricción, se registra en X_{ss} .
 - c. Si el valor de diferencia entre la entrada del controlador y X_{ss} es mayor que S o J , la válvula se desliza y se mueve, de lo contrario permanece atascada.
5. La salida se convierte para formar un porcentaje de apertura de 4 a 20 mA mediante una tabla de consulta.

Dependiendo del parámetro S y J se pueden modelar distintos tipos de adherencia *stiction*:

- Si $S = 0$ y $J = 0$, se presenta una válvula sin fricción estática.
- Si $S \neq 0$ y $J < 0$, Válvula no alcanza el valor deseado, debido a *undershoot*.
- Si $S \neq 0$ y $J = 0$, se presenta un comportamiento de *stiction* puro, en el cual la válvula se mueve súbitamente hasta alcanzar el valor de la señal deseada.
- Si $S \neq 0$ y $J > 0$, El movimiento es tan agresivo que la válvula tiene *overshoot* antes de alcanzar el valor deseado.

Tabla 7 Resumen Indicadores para modelo de la válvula basado en datos

Indicador o Variable	Descripción
x_{ss}	Último valor en que la válvula estuvo pegada
S	Banda de <i>stiction</i>
I	Indicador de estado. 1 si la válvula esta estática y 0 si está en movimiento
J	<i>Offset</i> de la válvula de control

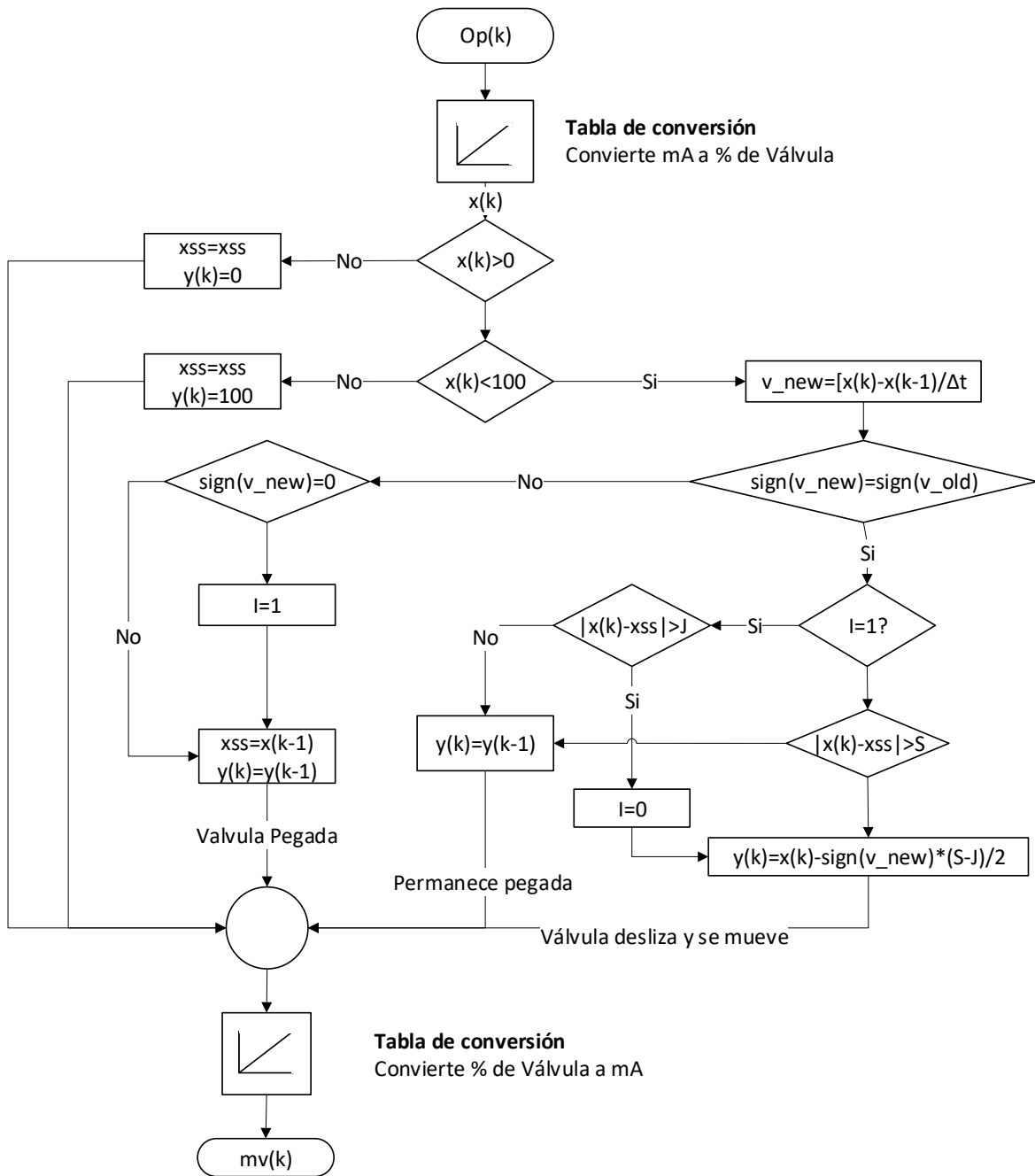


Ilustración 14 Diagrama de flujo de señales y datos del modelo de Choudhury (Brásio et al. 2014, Choudhury et al. 2008)

La ilustración 15 se muestra el desempeño del modelo basado en datos para los casos de adherencia pura $S \neq 0$, $S = 5$ y $J = 0$, en el cual la válvula se mueve súbitamente hasta alcanzar el valor de la señal deseada y *undershoot* $S \neq 0$, $S=5$ y $J < 0$, $J = 2$, donde válvula no alcanzará el valor deseado, debido a *undershoot* presente.

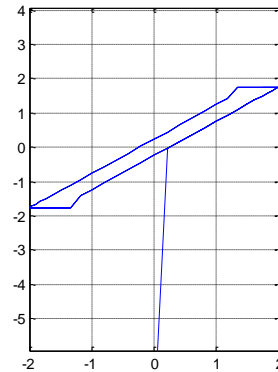
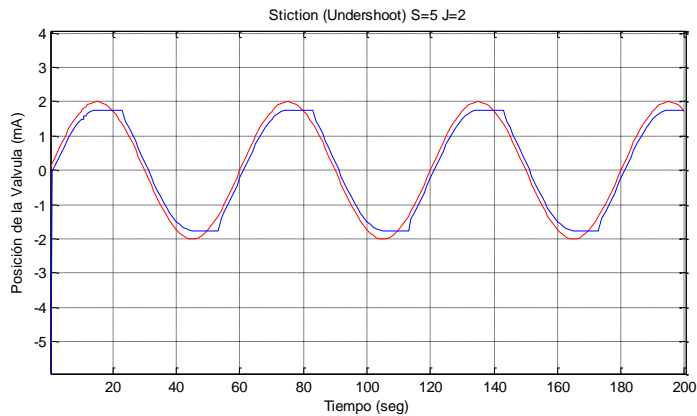
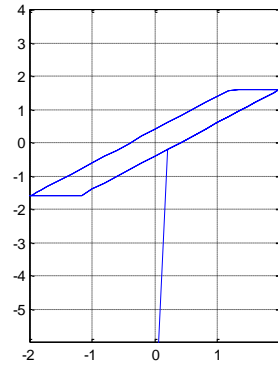
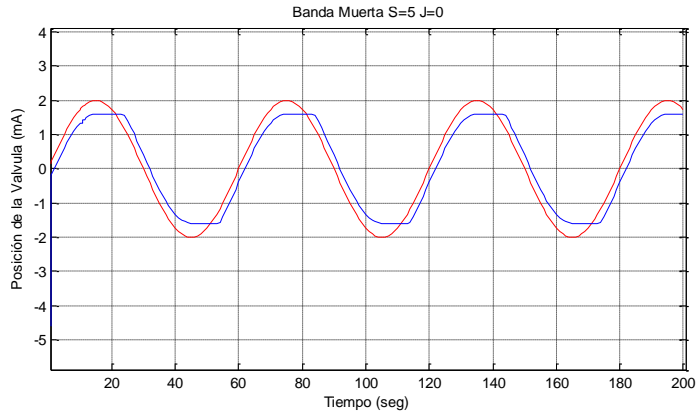


Ilustración 15 Stiction banda muerta y undershoot

Una vez verificado el desempeño del algoritmo para modelar la válvula con fricción estática se procede a simular los efectos de la *stiction* en la variable de respuesta del proceso mostrado en la sección 3.1.2 en el paquete de *simulink* en Matlab. Se plantean diferentes escenarios donde los valores de S y J oscilaron entre los rangos que se presentan a continuación.

$$0 < S < 5$$

$$0 < J < 5$$

La combinación de S y J permite evaluar escenarios de válvula sin fricción estática, válvula que no alcanzará el valor deseado debido a *undershoot* presente, comportamiento de *stiction* puro, en el cual la válvula se mueve súbitamente hasta alcanzar el valor de la señal deseada, y finalmente un movimiento tan agresivo que la válvula tiene *overshoot* antes de alcanzar el valor deseado. Inicialmente el sistema funciona adecuadamente, sin embargo, en la unidad de tiempo 300, inicia la adherencia en la válvula, las combinaciones de S y J

se presentan a continuación, cada valor de slip jump S, fue apareado con todos los valores de J y de esta forma se modelaron todos los escenarios de fricción estática descritos previamente: *stiction* pura, *undershoot* y *overshoot*.

Tabla 8 Ejemplos Valores de S y J para simulación de Fricción estática en la válvula

S	J
0	0
0,1	0,1
0,5	0,5
0,8	0,8
1	1
2	2
3	3
5	5

3.5 Modelo con perturbaciones oscilatorias.

Las perturbaciones son un desafío para un sistema automático de monitoreo de desempeño del lazo de control. Cuando se ha detectado una oscilación, es importante distinguir entre perturbaciones oscilatorias generadas interna y externamente. Las perturbaciones externas generalmente provienen de procesos aguas o de interacciones con otros circuitos de control.

Con el fin de simular el efecto de la oscilación ocasionada por una perturbación se utilizó un generador de onda, el cual genera una señal sinusoidal real o compleja multicanal, con amplitud, frecuencia y fase independientes en cada canal de salida. La salida sinusoidal real se define mediante una expresión del tipo.

$$y = A * \text{Sen} (2\pi f t + \phi)$$

donde especifica A en el parámetro Amplitud, f en hertz en el parámetro Frecuencia y ϕ en radianes en el parámetro Desplazamiento de fase.

Para el proceso presentado en la sección 3.1.2 se simularon escenarios de perturbaciones oscilatorias que ingresan en el corriente flujo $f_4(t)$ en la unidad de tiempo 300, los valores de amplitudes de onda se muestran a continuación.

Tabla 9 Ejemplos Valores de Amplitudes de onda para simulación de perturbación oscilatoria

Amplitud	1	1,2	1,4	1,6	1,8	2	2,2	2,4	2,6	2,8	3
Frecuencia	0,25	0,28	0,31	0,34	0,37	0,40	0,44	0,47	0,47	0,5	0,54

3.6 Metodología para simular el efecto de oscilaciones inducidas por sintonización agresiva, perturbaciones oscilatorias y presencia de fricción estática en las válvulas

Comprender la dinámica de proceso es fundamental para el estudio de control de procesos. La respuesta dinámica es de primordial consideración en el diseño, análisis e implementación del sistema de control de procesos. El objetivo principal de este capítulo es mostrar cómo describir la respuesta dinámica de procesos simples utilizando modelos matemáticos, funciones de transferencia y diagramas de bloques.

La metodología utilizada para simular el efecto de oscilaciones inducidas por sintonización agresiva, perturbaciones oscilatorias y presencia de fricción estática en las válvulas se basa en los modelos planteados en las secciones anteriores y un programa que permite combinar escenarios oscilatorios que se inducirán en el sistema.

La metodología se describe a continuación:

- 1. Modelo del sistema y causa de fluctuación oscilatoria.** El desarrollo del modelo del sistema en cascada y los modelos de la causa de oscilaciones en el sistema fueron descritos en las secciones anteriores.
- 2. Definición de parámetros de entrada.** Los parámetros de entrada a cada escenario fueron definidos teniendo en cuenta obtener respuestas oscilatorias o marginalmente estables. Partiendo del criterio de estabilidad, ganancia última, la respuesta en frecuencia; y para la válvula los distintos tipos de adherencia: *undershoot*, *overshoot* y *stiction* pura. En las sesiones anteriores se encuentran los valores utilizados para cada causa raíz, el resumen de parámetros se muestran a continuación.

Tabla 10 Resumen parámetros de entrada programa de combinación de escenarios para inducir oscilaciones

Sintonización agresiva	K_c	Ganancia de Proceso
Fricción estática en la válvula	S	Banda de <i>Stiction</i>

Perturbación Oscilatoria	J	Offset de la válvula
	T_{inv}	Tiempo de inicio de <i>Stiction</i>
	A	Amplitud de Onda
	f	Frecuencia de Onda
	T_{inp}	Tiempo de inicio de perturbación

3. **Programa de combinación de escenarios.** Consiste en un algoritmo que combina los diferentes parámetros de entrada con el fin de alimentar al entorno de simulación Matlab las entradas requerida al proceso a simular induciendo fluctuaciones en el sistema.
4. **Simulación computacional del proceso en estudio.** Simulación computacional en *Simulink*, el cual es un entorno de programación visual, que funciona sobre el entorno de programación Matlab.
5. **Creación de tabla de información para evaluación de indicadores de dinámica de respuesta oscilatoria.** A partir de las simulaciones computacionales del proceso en estudio se almacenan las variables de respuesta de interés y se alimenta una tabla de datos que contiene: tipo de causa raíz, variables de entrada según tipo de causa raíz y variables de respuesta de interés, dicha tabla de información es el resultado de la metodología, la cual servirá para evaluación de indicadores de la dinámica de respuesta oscilatoria.

- $e_1(t)$: Error del controlador maestro
- $e_2(t)$: Error del controlador esclavo
- $c_1(t)$: Señal del controlador maestro
- $c_2(t)$: Señal del controlador esclavo
- $VP(t)$: Variable de Proceso
- $d_1(t)$: Perturbación

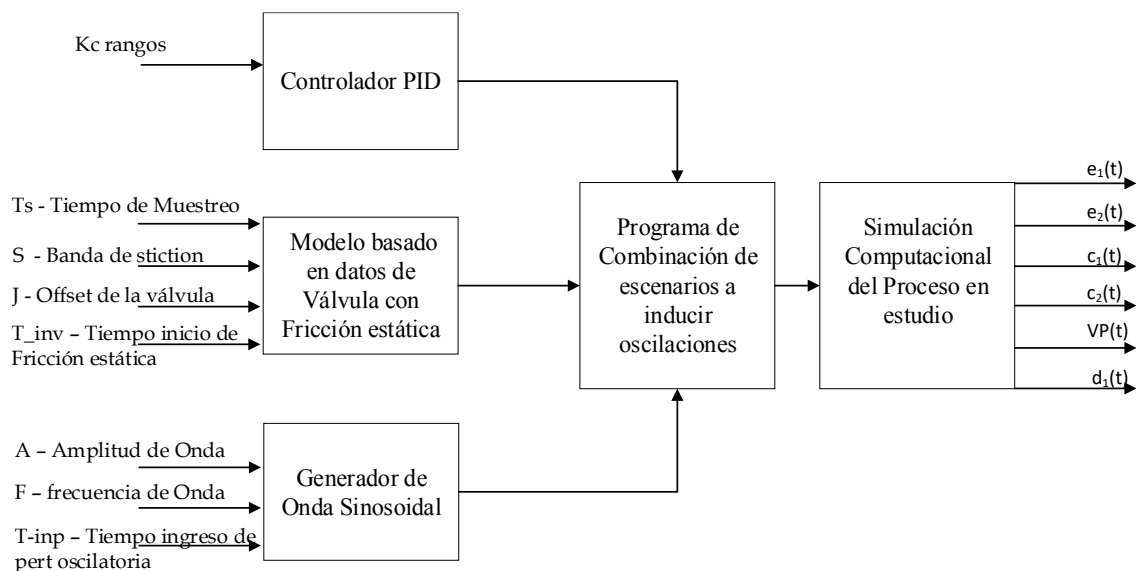


Ilustración 16 Flujograma metodología para simular el efecto de oscilaciones inducidas por sintonización agresiva, perturbaciones oscilatorias y presencia de fricción estática en las válvulas.

A continuación, se observan gráficas del error del controlador interno y las variables de proceso para el sistema descrito en sesión 3.1.2, estos resultados fueron obtenidos a partir de la implementación de la metodología en descrita en esta sección. La columna 3 de la tabla 11 muestra la codificación utilizada en las ilustraciones de la 16 a la 18 para nombrar cada causa raíz.

Tabla 11 Orden y Codificación de Causa Raiz de oscilaciones

Orden de Causa Oscilatoria	Descripción de Causa Raiz	Cod. 1	Cod. Estrategia diagnóstico
Orden 1. Individuales	Sintonía Agresiva	A	Clase 1
Orden 1. Individuales	<i>Stiction</i>	S	Clase 2
Orden 1. Individuales	Perturbación Oscilatoria	P	Clase 3
Orden 2. Dos causas combinadas	Sintonía Agresiva - <i>Stiction</i>	AS	Clase 4.
Orden 2. Dos causas combinadas	Sintonía Agresiva - Perturbación Oscilatoria	AP	Clase 5.
Orden 2. Dos causas combinadas	<i>Stiction</i> - Perturbación Oscilatoria	SP	Clase 6.
Orden 3. Tres causas combinadas	Sintonía Agresiva - Perturbación Oscilatoria - <i>Stiction</i>	APS	Clase 7.

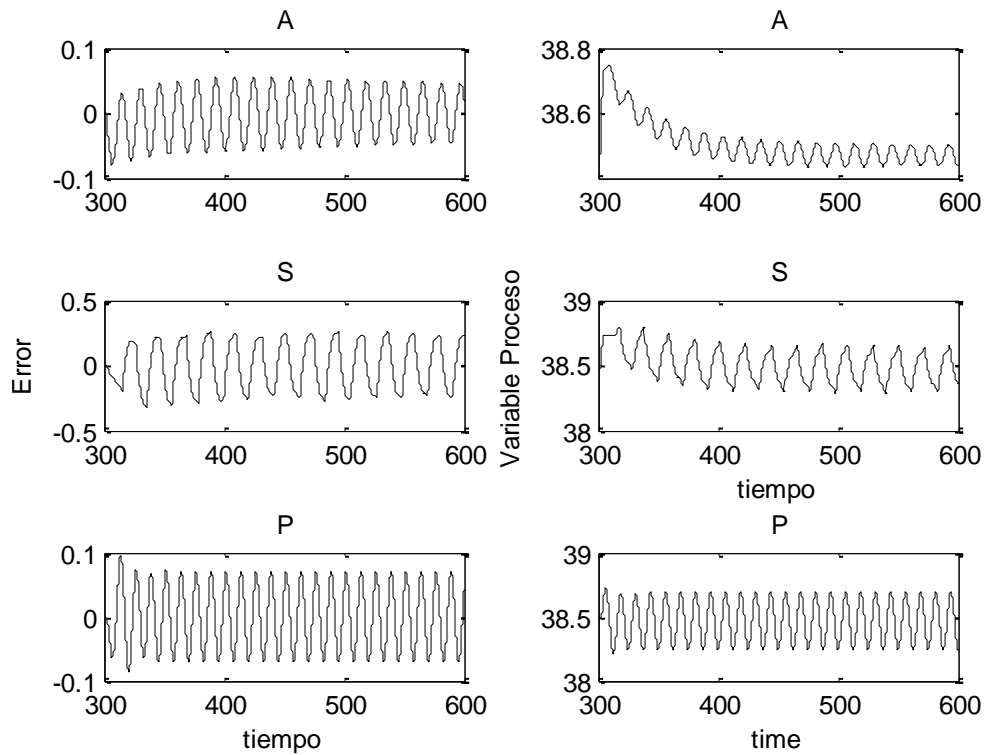


Ilustración 17 Respuesta oscilatoria del Sistema ante causa raíz individuales: Sintonía agresiva, fricción estática y perturbación oscilatoria.

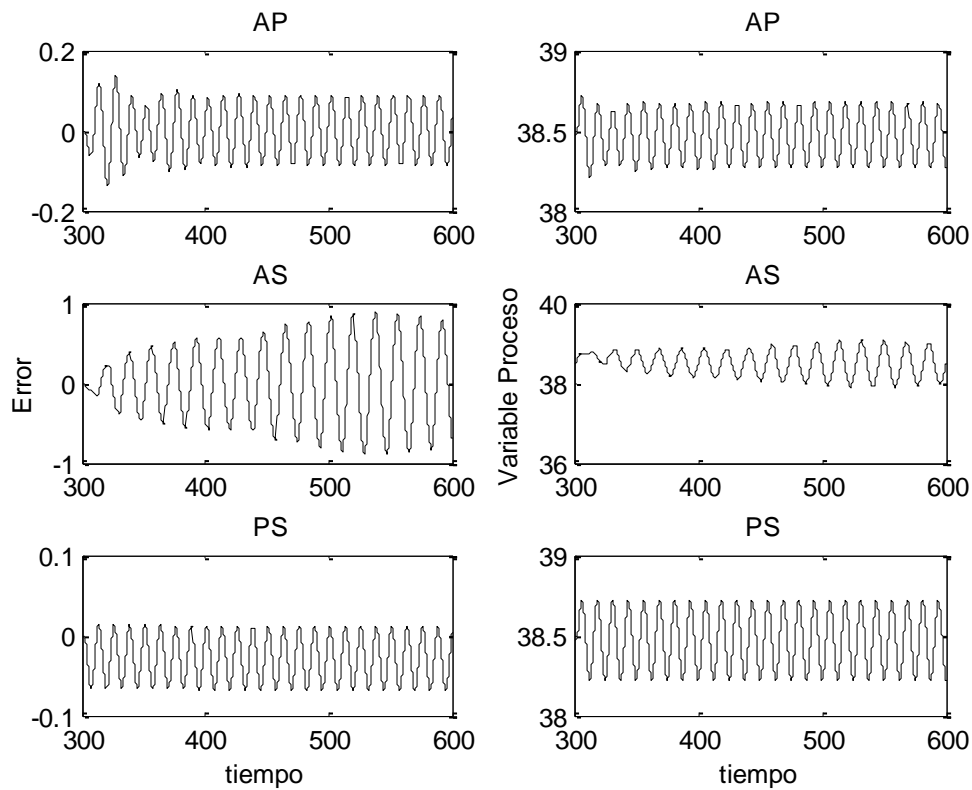


Ilustración 18 Respuesta oscilatoria del Sistema ante causa raíz combinada de orden 2

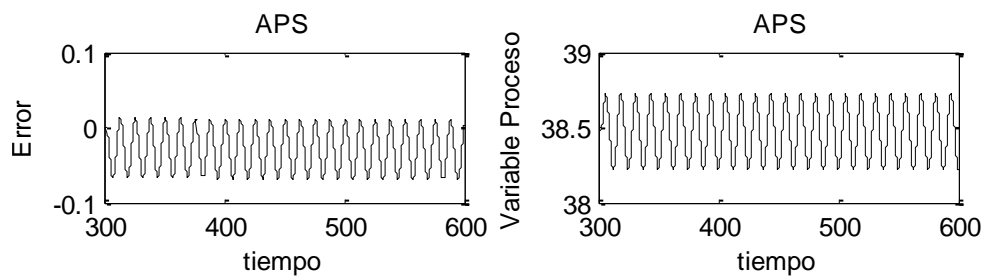


Ilustración 19 Respuesta oscilatoria del Sistema ante causa raíz combinada de orden 3

En las gráficas presentadas (ilustración de la 17 a la 19) se evidencia el comportamiento oscilatorio de la respuesta y como a su vez la forma de la onda, amplitud y frecuencia son muy similares, lo que hace difícil distinguir por inspección visual diferencias entre las gráficas de la oscilación. Por tal motivo es pertinente la técnica de identificación que se plantea a continuación.

4. Diseño de la técnica de diagnóstico de causa raíz de comportamiento oscilatorio en el lazo de control.

En los capítulos anteriores se plantearon las bases para modelar un sistema cascada dos niveles e inducir respuestas oscilatorias en el sistema. Como se indica en la sección 1.3 el objetivo general de esta tesis contempla diseño de una estrategia de diagnóstico de la causa raíz de comportamiento oscilatorio en controladores PID en cascada de dos niveles, para su consecución dicha estrategia se ha dividido en dos partes: Inclusión de indicadores que agreguen información sobre la dinámica de la respuesta oscilatoria del sistema, y desarrollo de la estrategia diagnóstico basada en Inteligencia artificial a partir de un sistema de reconocimiento de patrones que clasifique patrones de datos y los categorice en un conjunto predefinido de clases. El flujograma de la estrategia se muestra en la ilustración 36.

4.1 Inclusión de indicadores que agreguen información sobre la dinámica de la respuesta oscilatoria del sistema.

La inclusión de indicadores que brinden información sobre de dinámica de la respuesta oscilatoria permite identificar patrones de comportamiento que dirijan al sistema diagnóstico a una selección de causa raíz más adecuada y robusta. El entorno *Simulink* de Matlab cuenta con la función *stepinfo* la cual computa la respuesta escalonada para un sistema dinámico modelo y devuelve las características en una estructura que contiene los campos, ver ilustración 19:

- *RiseTime*: Tiempo que tarda la respuesta en aumentar del 10% al 90% de la respuesta en estado estacionario.
- *SettlingTime*: Tiempo que tarda el error $|y(t) - y_{final}|$ entre la respuesta $y(t)$ y la respuesta de estado estacionario y_{final} para estar dentro del 2% de y_{final} .
- *SettlingMin*: Valor mínimo de $y(t)$ una vez que la respuesta ha aumentado.
- *SettlingMax*: Valor máximo de $y(t)$ una vez que la respuesta ha aumentado.

- *Overshoot*: Porcentaje de *overshoot*, relativo a y (final).
- *Undershoot*: Porcentaje *undershoot*.
- *Peak*: Valor absoluto máximo de y (t)
- *PeakTime*: Tiempo en el que se produce el valor máximo.

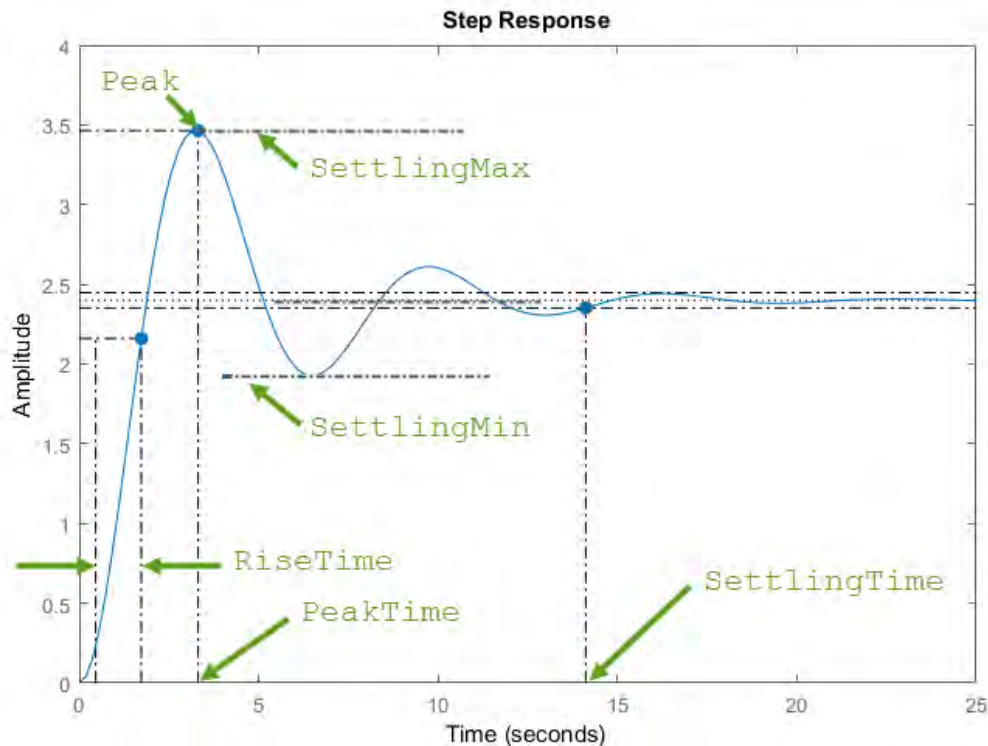


Ilustración 20 Parámetros obtenidos de "Step info".

Para la selección de los indicadores a utilizar es importante identificar si las causas raíz de las oscilaciones en estudio son significativas para cada indicador que hace parte de la función `stepinfo`, para esto se diseñó un experimento, el cual se describe a continuación.

4.1.1 Diseño de la caracterización o tamizaje

Un tamizaje de factores o caracterización fue desarrollado para determinar cuáles factores tienen mayor influencia en la respuesta seleccionada, en particular en este caso tenemos ocho respuestas seleccionadas, las cuales están dadas por la estructura respuesta de la función `stepinfo`: *RiseTime*, *SettlingTime*, *SttlingMin*, *SetlingMax*, *Overshoot*, *Undershoot*, *Peak* y finalmente *Peakttime*. Se desarrollaron ocho experimentos factoriales 2^3 , con el fin

de estudiar la significancia de cada factor seleccionado: Sintonía Agresiva Esclavo (A), Perturbación Oscilatoria (B) y Adherencia en la válvula (C). los niveles y el rango de factores en variables naturales y codificadas se presentan en la tabla 12. El orden de cada corrida y condición experimental se muestran en la tabla 13. Para un experimento factorial 2^3 se tendrá un total de 8 condiciones experimentales. Adicionalmente se tendrán ocho respuestas seleccionadas las cuales se muestran en la tabla 14, para cada condición experimental.

La ilustración 21 muestra las respuestas de la variable de proceso para cada condición experimental.

Tabla 12 Variables y Niveles Experimentales de Factores

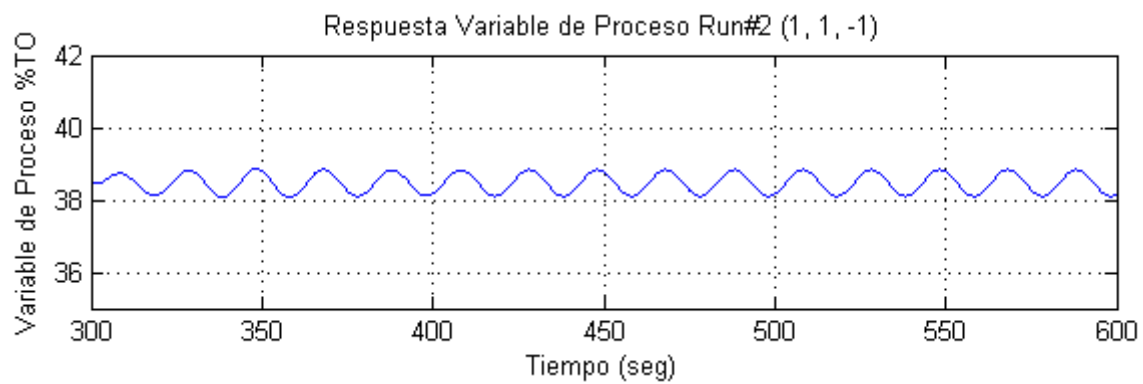
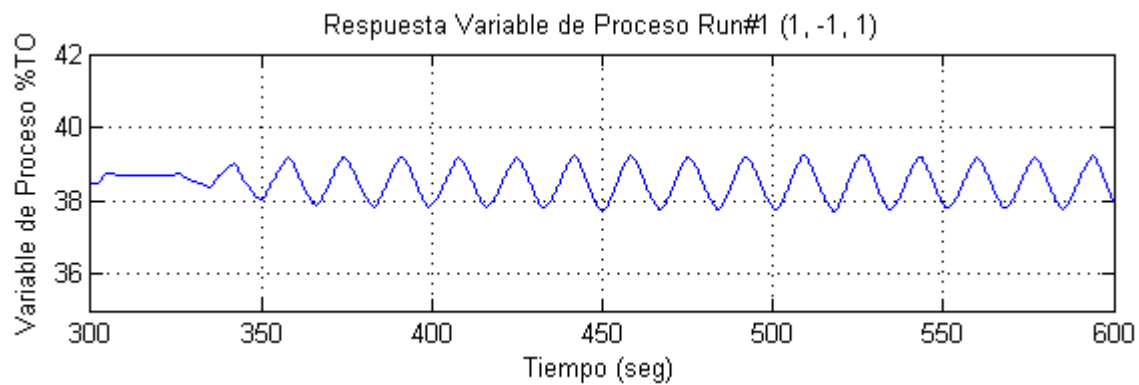
Variable	Modo	Variable Codificada	Niveles y Rangos	
			0	1
Sintonía Agresiva Esclavo (Ganancia del Controlador)	Cuantitativo	A	-0.5574	+35%
Perturbación Oscilatoria (Onda Sinusoidal)	Cuantitativo	B	A=0 f=0	A=1 f=0.25
Adherencia en la válvula (offset Válvula)	Cuantitativo	C	S=0 J=0	S=0.5 J=0.5

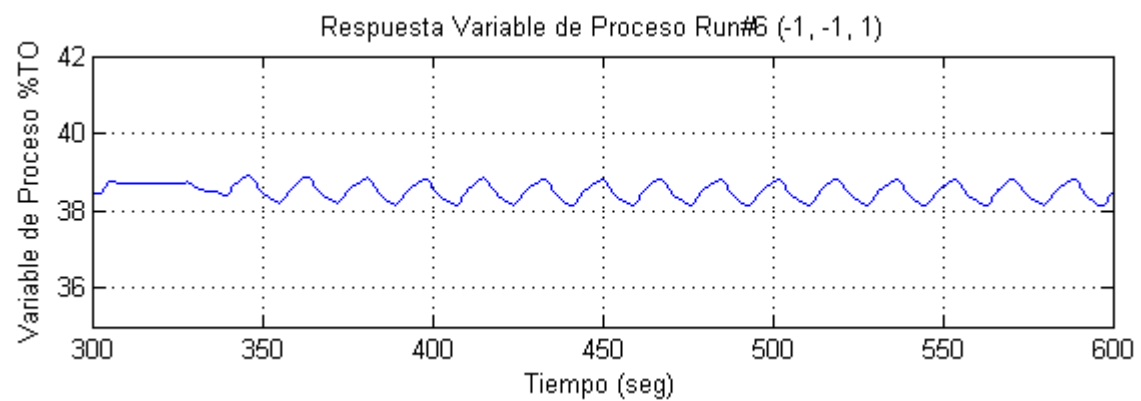
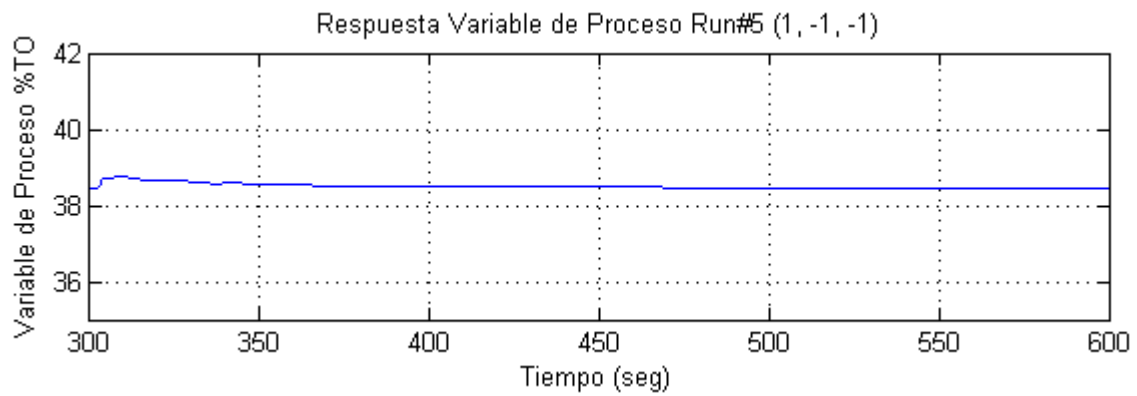
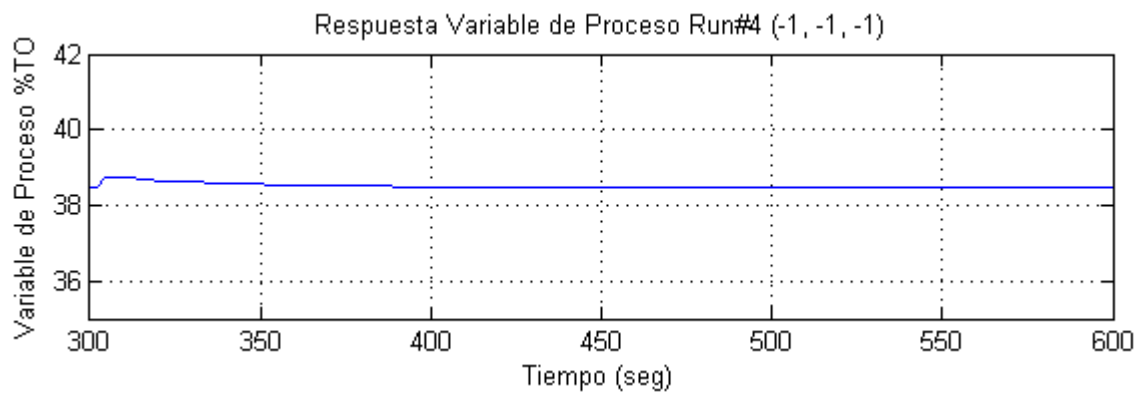
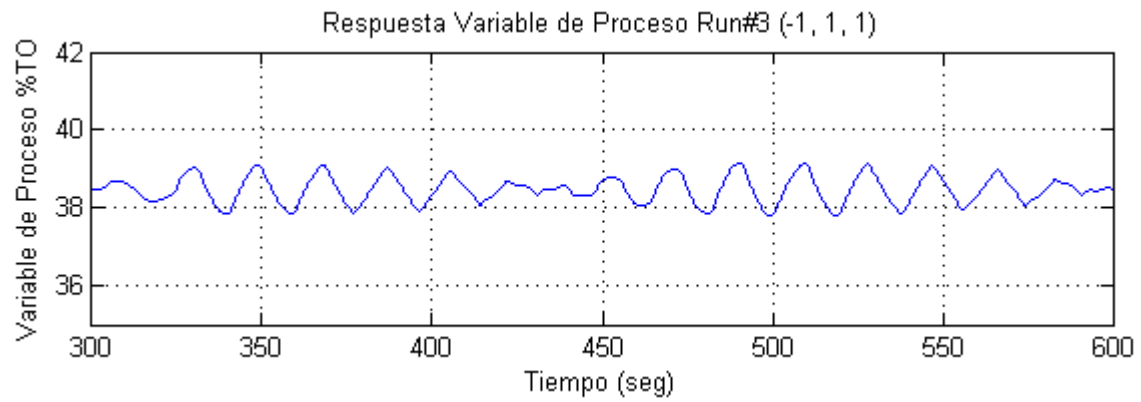
Tabla 13 Diseño Experimental , 2^3

Std	Run	Factor 1 Sintonía Agresiva A:A	Factor 2 Perturbación Oscilatoria B:B	Factor 3 Sticion C:C
6	1	1	-1	1
4	2	1	1	-1
7	3	-1	1	1
1	4	-1	-1	-1
2	5	1	-1	-1
5	6	-1	-1	1
8	7	1	1	1
3	8	-1	1	-1

Tabla 14 Parámetros de Respuesta - Diseño Experimental 23

Std	Run	Rise Time	Settling Time	Settling Min	Settling Max	Overshoot	Peak	Peak Time
6	1	30,7844	599,8568	37,715	39,268	3,4005	39,2688	526,200
4	2	3,2237	599,7207	38,077	38,854	1,8426	38,8541	348,400
7	3	0,1171	599,8921	37,788	39,134	1,7584	39,1345	490,400
1	4	0,0103	451,8111	38,470	38,741	0,7064	38,7418	309,500
2	5	0,0121	452,0953	38,470	38,744	0,7133	38,7446	309,5
5	6	0,4748	599,8888	38,119	38,919	1,2372	38,9195	346
8	7	23,0143	599,7910	37,192	39,837	1,9605	39,8369	547,300
3	8	3,363	599,317	38,143	38,793	16,563	38,793	569,100





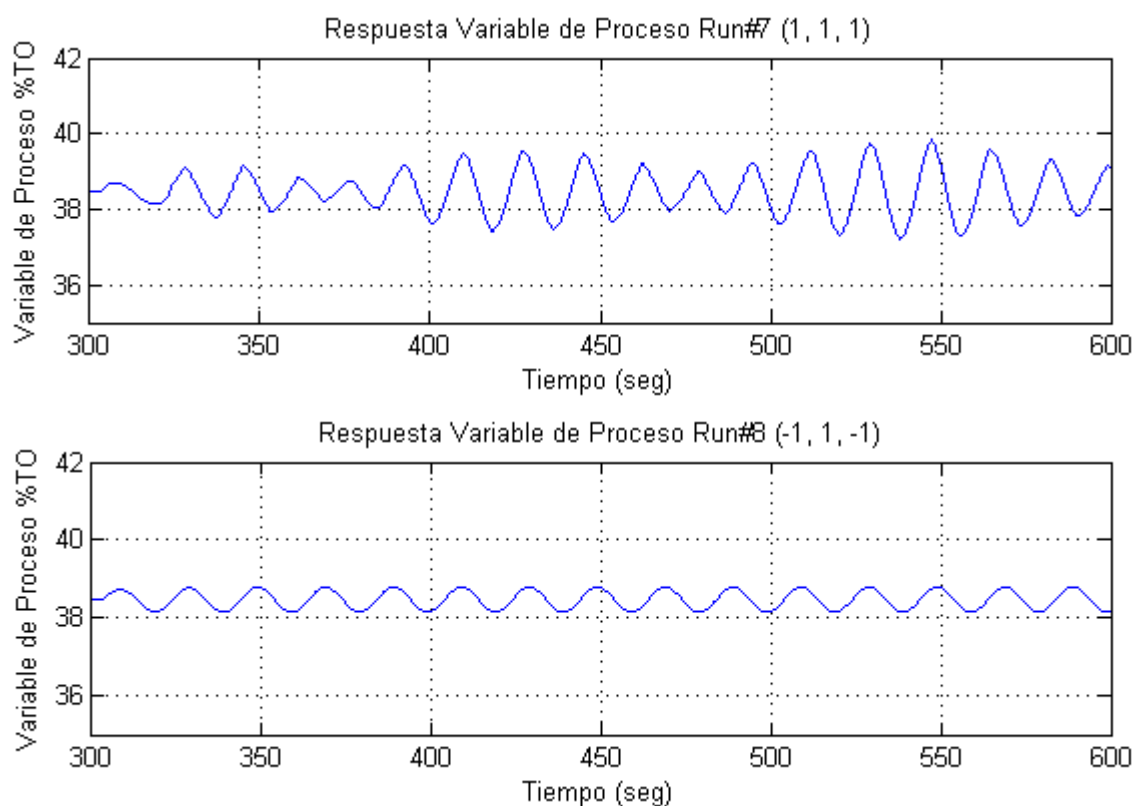


Ilustración 21 Respuestas variables de proceso por corrida según diseño de experimento

La tabla 15 muestra el ANOVA con los términos excluidos del experimento de tamizaje para cada uno de los indicadores evaluados. Los efectos de A: Sintonización Agresiva, B: Fricción estática en la válvula y C: Perturbación oscilatorias y sus interacciones de segundo orden, son significativos en diferente magnitud para algunos indicadores, según el valor p, como se muestra a continuación.

Tabla 15 ANOVA por parámetro de respuesta con efectos no significativos excluidos

Source	df	p-value
Model	3	0,0029
A-A	1	0,0042
C-C	1	0,0062
AC	1	0,0042
Residual	4	
Cor Total	7	
Source	df	p-value
Model	3	< 0.0001
B-B	1	< 0.0001
C-C	1	< 0.0001

BC	1	< 0.0001
Residual	4	
Cor Total	7	
Source	df	p-value
Model	3	0,0169
A-A	1	0,0969
B-B	1	0,0332
C-C	1	0,0089
Residual	4	
Cor Total	7	
Source	df	p-value
Model	3	0,0666
A-A	1	0,1461
C-C	1	0,0308
AC	1	0,1859
Residual	4	
Cor Total	7	
Source	df	p-value
Model	5	0,5351
A-A	1	0,4844
C-C	1	0,5121
AB	1	0,3691
AC	1	0,3603
BC	1	0,3426
Residual	2	
Cor Total	7	
Source	df	p-value
Model	3	0,0666
A-A	1	0,1461
C-C	1	0,0307
AC	1	0,1859
Residual	4	
Cor Total	7	
Source	df	p-value
Model	4	0,0186
B-B	1	0,0167
C-C	1	0,0298
AB	1	0,0369
AC	1	0,0173
Residual	3	
Cor Total	7	

Tabla 16 Resumen P-Value - Significancia

	Resp. 1 RiseTime	Resp. 2 SettlingTime	Resp. 3 SettlingMin	Resp. 4 SettlingMax	Resp. 5 Overshoot	Resp. 7 Peak	Resp. 8 PeakTime
Modelo	Significativo	Significativo	Significativo	No Significativo	No Significativo	No Significativo	Significativo
A-A	0,0042		0,0969	0,1461	0,4844	0,1461	
B-B		< 0.0001	0,0332				0,0167
C-C	0,0062	< 0.0001	0,0089	0,0308	0,5121	0,0307	0,0298
AB	0,0042				0,3691		0,0369
AC				0,1859	0,3603	0,1859	0,0173
BC		< 0.0001			0,3426		

A partir de los resultados se seleccionaron los indicadores a utilizar en las técnicas a diseñar en los capítulos siguientes, la tabla resumen de significancia muestra modelos significativos para las respuestas *Rise Time*, *Settling Time*, *Settling Min* y finalmente *Peak time*.

Adicionalmente a estos indicadores y teniendo en cuenta la literatura de indicadores de detección de oscilaciones, se agrega al grupo de indicadores: Regularidad de la función de auto correlación, decaimiento de la función de auto correlación y potencia obtenida del análisis de espectro de potencia, los cuales se describen a continuación.

Regularidad de Función de Auto-Correlación

El método de decaimiento de la auto- correlación es un método poderoso y fácil de implementar para detectar oscilaciones. Se ha propone un análisis de extensión de ACF. Como se presenta en 3.2.3, los períodos de oscilaciones son los mismos tanto en ACF como en el dominio del tiempo. Al usar esa propiedad, el período de oscilación se puede determinar en ACF [15]

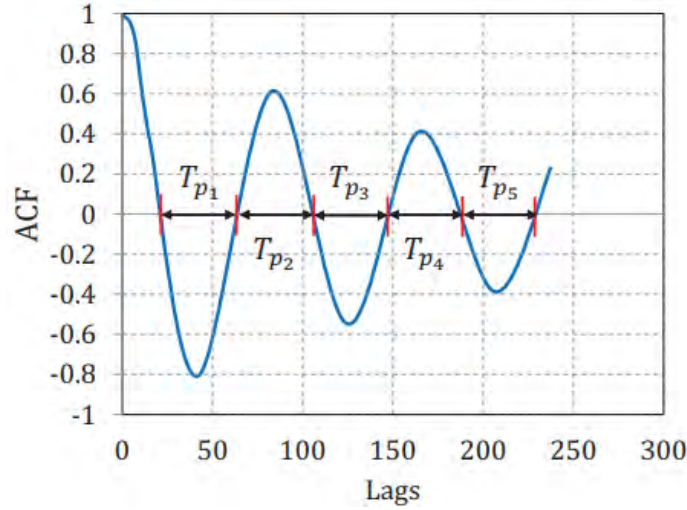


Ilustración 22 Regularidad del método ACF tomado de [14]

La regularidad de los puntos de cruce por cero en ACF se analiza con la prueba estadística 3σ . La ilustración 23 muestra el ACF de una señal oscilatoria y sus puntos de cruce por cero. Considerando que una sola onda sinusoidal tiene tres cruces por cero en el dominio del tiempo, dos cruces por cero sucesivos forman un período de media oscilación. Por lo tanto, el período de oscilación promedio se calcula como:

$$\overline{T_p} = \frac{2}{N_{zc} - 1} \sum_{n=1}^{N_{zc}-1} T_{p_n}$$

A continuación, la desviación estándar de los períodos de oscilación se calcula como:

$$\sigma_{T_p} = 2 \times \sigma_{intervals}$$

Finalmente, la regularidad de la ACF se puede probar como:

$$reg = \frac{\overline{T_p}}{3 \times \sigma_{T_p}}$$

indica si $reg > 1$, la oscilación es regular con un período promedio de T [15].

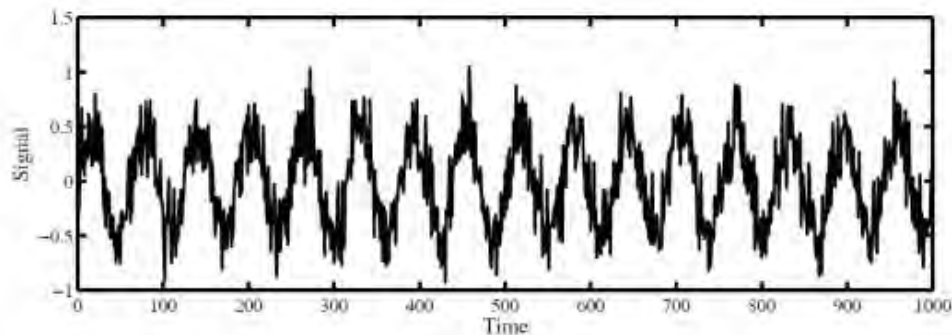
Decaimiento de la función de Auto-Correlación

La ACF de una señal oscilatoria también es oscila con el mismo período, además, proporciona un filtro de alguna manera porque ACF del ruido blanco es casi cero [16] ACF del error de control se puede estimar como [19]:

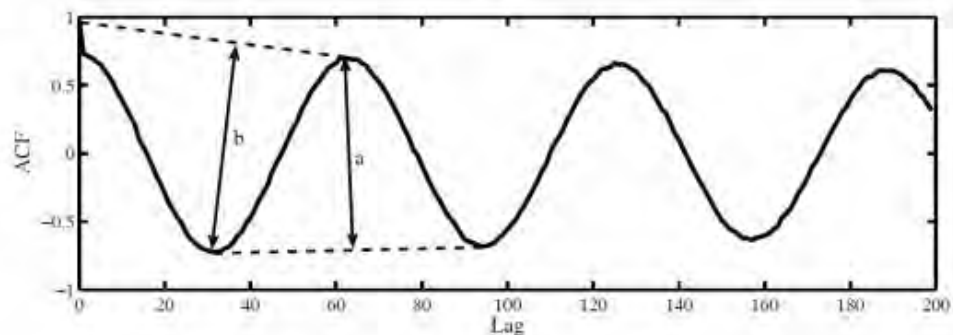
$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (e_t - \mu_e)(e_{t+k} - \mu_e)}{\sum_{t=1}^N (e_t - \mu_e)^2}$$

Para detectar la oscilación en la señal, se calcula la disminución de la ACF comparando las distancias relativas de la ACF de la señal, ver ilustración 23. La distancia relativa se define por $R = a / b$, donde las distancias a y b se definen como:

- b es la distancia desde el primer mínimo a la línea recta que conecta el coeficiente de cero lag y el primer máximo.
- a es la distancia desde el primer máximo hasta la línea recta que conecta los dos primeros mínimos.



(a) An Oscillatory Signal



(b) ACF of the Signal

Ilustración 23 Método radio de Decaimiento tomado de [18].

En la ilustración 23 se proporciona una representación esquemática del efecto de filtrado de ACF y la relación de descomposición. Las señales que tienen $R > 0,5$ muestran un comportamiento excesivamente oscilatorio [15]. Además, como lo representa la ilustración 23, el método requiere al menos dos puntos mínimos y un punto máximo, es decir, 1,25 ciclos en ACF. En el dominio del tiempo, 1,25 ciclos equivalen a cinco ciclos, ya que el retraso máximo para ACF se selecciona como un cuarto de la longitud total de los datos, por lo tanto, el método es capaz de detectar las oscilaciones de las señales que tienen al menos cinco ciclos en el dominio del tiempo.

Análisis del espectro de potencia Uno de los métodos más clásicos para identificar la oscilación es el espectro de potencia o la densidad de potencia espectral de potencia (PSD). El espectro de potencia se utiliza principalmente para analizar el ruido en un sistema, como una aplicación de procesamiento de señales en el campo los sistemas electrónicos y de comunicación [37]. La PSD se basa simplemente en la transformada de Fourier, que establece que cualquier señal se puede descomponer en una suma infinita de funciones de seno y coseno, es decir una señal aleatoria puede ser separada en sus componentes de frecuencia para luego analizar las frecuencias y sus amplitudes relativas en la señal. Un ejemplo adoptado Jiracek [37] representa la descomposición de una señal, la ilustración 24 Muestra la señal en la parte inferior y sus tres componentes arriba.

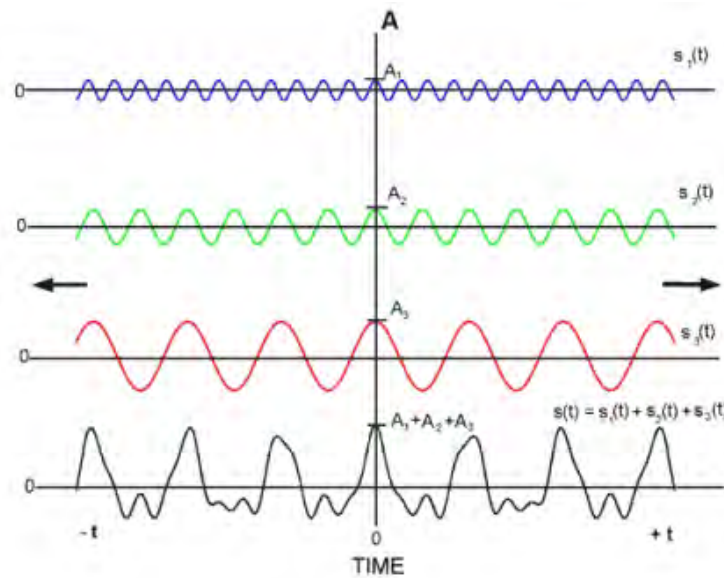


Ilustración 24 Representación básica de la descomposición de la señal, tomado de [36]

Cada una de esas señales tiene diferentes contribuciones en términos de frecuencia y amplitud. Estas contribuciones pueden resumirse en la ilustración 25 que muestra cada frecuencia y la amplitud respectiva.

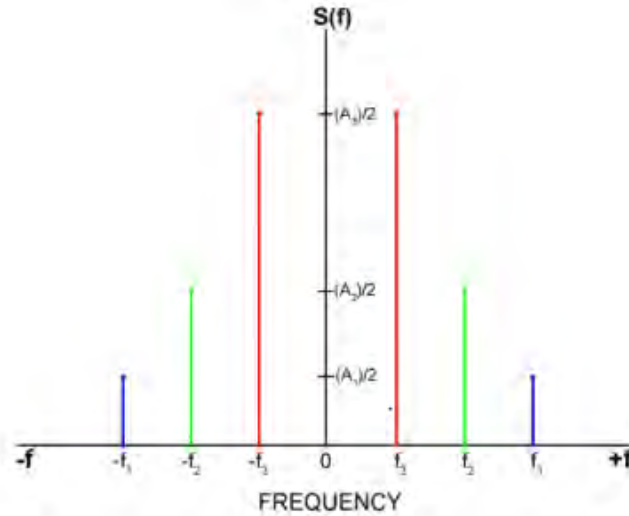


Ilustración 25 Representación de la transformada de Fourier, tomado de [15].

PSD se puede obtener de dos maneras; utilizando la transformada de Fourier discreta (DFT) de la señal de dominio de tiempo o el teorema de Wiener-Khinchin que toma la transformada de Fourier de la ACF [16]. Ambos métodos dan buenas estimaciones de la PSD. Una vez que se calcula la PSD, se pueden analizar las frecuencias dominantes. La transformada de Fourier de la señal discreta está dada por:

$$X_w = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \times \exp\left(-\frac{2\pi i w n}{N}\right)$$

El otro método que se basa en el teorema de Wiener-Khinchin hace uso de ACF estimado como:

$$P_w = \sum_{k=0}^{N-1} \rho_k \times \exp\left(-\frac{2\pi i w k}{N}\right)$$

En la ilustración 26 a continuación muestra un ejemplo de señal que representa los datos del dominio del tiempo y su PSD con dos frecuencias dominantes. El umbral para la potencia relativa de oscilación depende de la aplicación. Algunos de los investigadores sugieren usar el 1% [15], mientras que otros 10% [16].

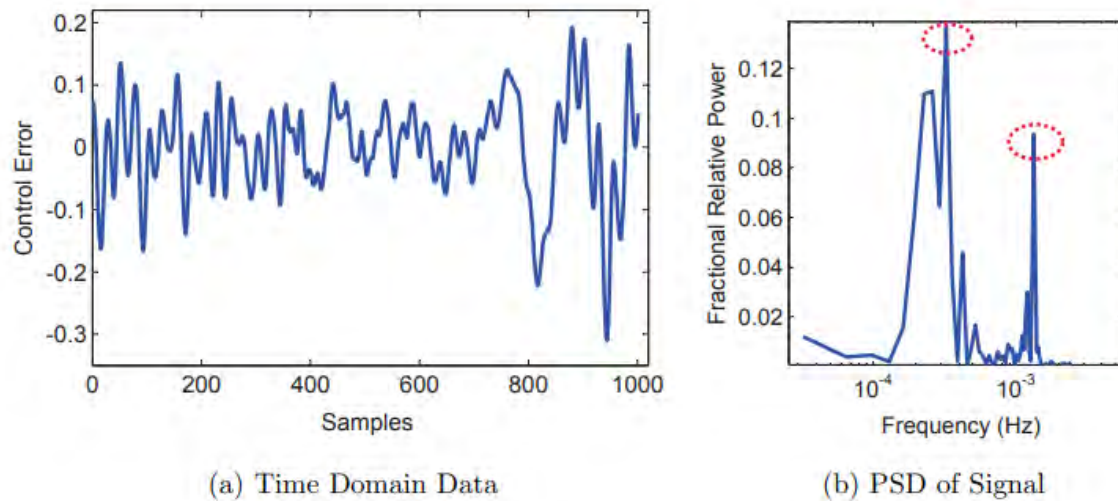


Ilustración 26 Ejemplo de una señal industrial, tomado de [15]

Los indicadores estudiados permiten obtener información sobre la dinámica de respuesta oscilatoria y hacen parte de la base de datos que se analizará para el diagnóstico. A continuación, se muestra un ejemplo de los resultados obtenidos para las fallas 1, 2 y 4.

Tabla 17 Ejemplo Base de datos indicadores obtenidos según modelo de causa raíz y escenario

Falla	Escenario	Regularity	Dr	P	RiseTime	SettlingTime	SettlingMin	PeakTime
1	1	0,547	0,792	0,378	11,521	442,424	-0,052	307,2
1	2	0,862	0,818	0,383	13,009	457,112	-0,054	307,2
1	3	1,028	0,838	0,387	1,035	471,992	-0,080	307,2
1	4	1,219	0,855	0,393	0,000	487,276	-0,080	307,2
1	5	1,885	0,871	0,399	0,000	503,070	-0,080	307,1
1	6	2,642	0,890	0,399	0,001	533,892	-0,080	307,1
1	7	3,546	0,907	0,425	1,008	572,345	-0,079	307,1
1	8	4,746	0,924	0,436	1,071	627,619	-0,079	307,1
1	9	6,599	0,940	0,449	0,004	721,284	-0,065	307,1
1	10	9,589	0,957	0,473	0,007	862,934	-0,067	307,1
2	11	54,311	0,987	0,533	5,832	999,895	-0,237	311,2
2	12	130	0,992	0,541	5,979	999,889	-0,341	311,2
2	13	94,734	0,992	0,539	0,633	999,890	-1,808	311,1
2	14	2,301	0,989	0,536	14,433	999,804	-0,333	314,1
2	15	1,098	0,988	0,537	20,140	999,868	-0,358	337,9
2	16	1,225	0,986	0,535	57,280	999,891	-0,933	392,1
2	17	0,895	0,967	0,536	1,060	999,949	-0,141	312,3
2	18	0,896	0,985	0,540	10,925	999,884	-0,407	337,5
2	19	0,659	0,966	0,560	0,734	999,750	-0,601	326,4

2	20	0,460	0,819	0,484	0,281	998,906	-1,209	325
4	21	39,419	0,994	0,571	0,273	999,961	-0,161	305,9
4	22	1,665	0,988	0,543	111,765	999,146	-0,246	421,3
4	23	1,313	0,989	0,552	17,856	999,939	-1,224	354,8
4	24	0,598	0,755	0,476	1,454	999,797	-0,383	330,6
4	25	0,893	0,982	0,560	1,908	999,453	-0,976	332,2
4	26	96,947	0,985	0,561	5,983	999,896	-0,367	311,4
4	27	0,966	0,990	0,611	4,859	999,914	-0,233	344,7
4	28	0,836	0,985	0,547	1,209	999,913	-2,503	334,5
4	29	1,584	0,991	0,595	24,263	999,925	-0,296	356,1
4	30	1,294	0,990	0,544	17,701	998,531	-1,383	367,9

4.2 Desarrollo de la estrategia diagnóstico basada en Inteligencia artificial a partir de un sistema de reconocimiento de patrones

Un sistema de reconocimiento de patrones se implementa con el fin de clasificar patrones de datos y categorizarlos en un conjunto predefinido de clases. Dentro de las diferentes herramientas útiles en el reconocimiento de patrones son las redes neuronales artificiales, su combinación con sistemas de lógica de difusa, y análisis de componentes principales; los cuales fueron evaluados con el fin de diseñar la técnica de diagnóstico de causa raíz de comportamiento oscilatorio en el lazo de control. Los patrones a identificar estarán asociados a los indicadores planteados y las categorías a los tipos de causas de oscilaciones, sean individuales o combinadas.

4.2.1 Redes Neuronales

Las redes neuronales artificiales (ANN) buscan imitar cómo el cerebro humano realiza una tarea particular a través de este de modelos matemáticos simplificados [38], éstas se destacan por su estructura fácilmente paralelizable y por su elevada capacidad de generalización (capacidad de producir salidas correctas para entradas no vistas durante el entrenamiento)

Otras propiedades son [40]:

- Uso de redes de interconexión masivas de unidades de procesamiento simples (neuronas).

- Dinámica no lineal. Una red neuronal puede ser lineal o no lineal. Esta última característica es muy importante, especialmente si se intenta modelar sistemas generados no lineales [41].
- Capacidad computacional de alta velocidad.
- Adaptabilidad. Las redes neuronales son capaces de reajustar sus pesos para adaptarse a cambios en el entorno a través de proceso de aprendizaje, esto es una ventaja para sistemas con de datos de entrada no estacionarios.
- Tolerancia ante fallos. Procesamiento distribuido, de esta forma posibles fallos operacionales en partes de la red solo afectan débilmente al rendimiento de esta [42].

4.2.2.1 Estructura de las Redes Neuronales

Las redes están constituidas por neuronas interconectadas y arregladas en capas. Los datos ingresan por medio de la “capa de entrada”, pasan a través de la “capa oculta” y salen por la “capa de salida”, donde la capa oculta puede estar compuesta por varias capas [43].

- Neurona: Son unidades de procesamiento simples, en la cual ocurren dos procesos: el primero es la suma algebraica de las entradas de sinapsis y la segunda es la evaluación de una función no lineal que resulta en su valor de salida.

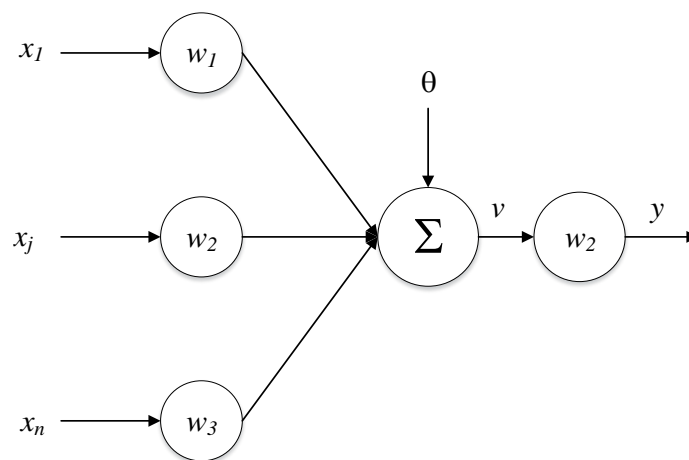


Ilustración 27 Modelo de Neurona Artificial tomado de [43].

La suma algebraica que será evaluada recientemente por la función no lineal puede escribirse como una función de los pesos sináptico y las señales de entrada [44].

$$u(t) = \sum_j w_j(t)x_j(t)$$

donde j cuenta el total de conexiones entrantes.

La polarización o umbral de la neurona es un parámetro externo, sin embargo, puede considerarse como una entrada adicional:

$$v(t) = u(t) + \theta(t) = \sum_j w_j(t)x_j(t) + \theta(t)$$

Donde v es el potencial de activación

$$y(t + 1) = F(v(t), y(t))$$

La salida de neurona, resulta de la evaluación de la función de activación, que toma el potencial de activación como argumento y también puede tomar la salida anterior.

$$y(t + 1) = F\left(\sum_j w_j(t)x_j(t) + \theta(t), y(t)\right)$$

Entre las funciones de activación utilizadas se encuentran paso escalón, lineal, tangente hiperbólica o sigmoideas, entre otras

- Capa de entrada: Es la capa que recibe directamente la información proveniente de las fuentes externas de la red.
- Capas Ocultas: Son internas a la red y no tienen contacto directo con el entorno exterior. El número de niveles ocultos puede estar entre cero y un número elevado. Las neuronas de las capas ocultas pueden estar interconectadas de distintas maneras, lo que determina, junto con su número, las distintas topologías de redes neuronales.
- Capa de Salida: transfieren información de la red hacia el exterior.

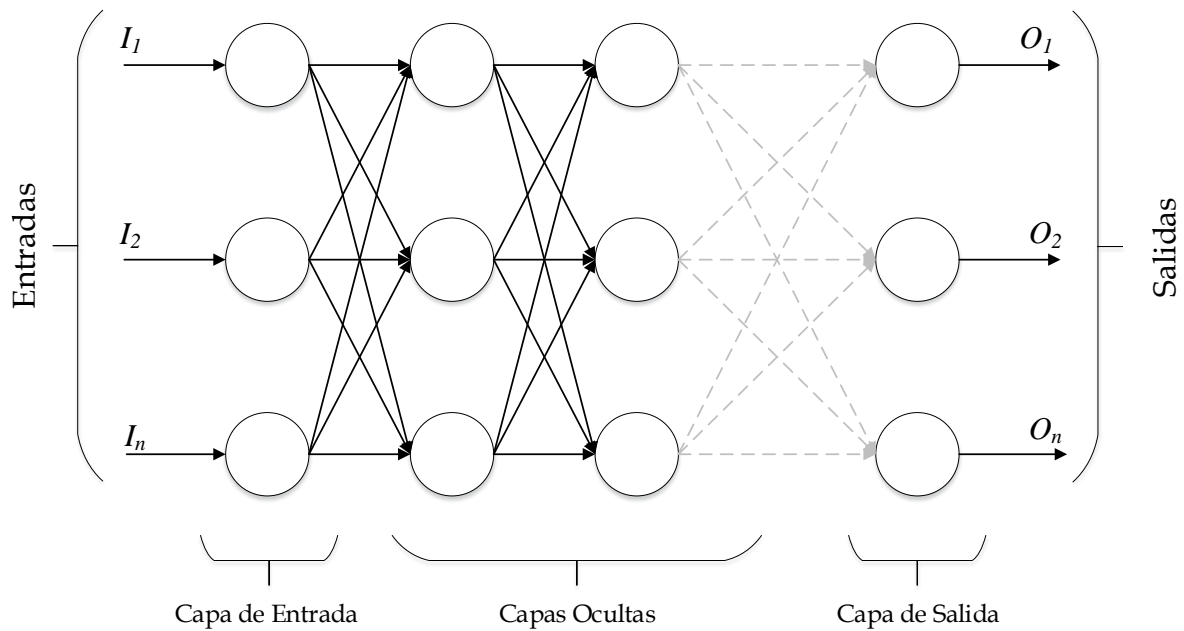


Ilustración 28 Estructura de una Red Neuronal Artificial tomado de [41].

Mecanismos de aprendizaje.

El aprendizaje es el proceso por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Los cambios que se producen durante el mismo se reducen a la destrucción, modificación y creación de conexiones entre las neuronas, donde la creación de una nueva conexión implica que el peso de la misma pasa a tener un valor distinto de cero. De la misma manera, una conexión se destruye cuando su peso pasa a ser cero. [45]

- **Aprendizaje supervisado:** cada patrón de entrada que se utiliza para entrenar a la red está asociada a un objetivo o al patrón de salida deseado. Se supone que un maestro está presente durante el proceso de aprendizaje cuando se realiza una comparación entre la salida calculada de la red y la salida esperada correcta, para determinar el error. Las tareas que se incluyen en esta categoría son Reconocimiento y regresión de patrones [46].
- **Aprendizaje no supervisado:** en este método de aprendizaje, el resultado objetivo no es presentado a la red. El sistema aprende por sí mismo al descubrir y adaptándose a las características estructurales en los patrones de entrada como si no hubiera un maestro para presentar los patrones deseados. Las tareas que se incluyen en esta categoría incluyen Agrupación, compresión y filtrado [47].

- Aprendizaje reforzado: en este método, el maestro, aunque está disponible, no presenta la respuesta esperada, sino que solo indica si el resultado calculado es incorrecto. La información proporcionada ayuda a la red en su proceso de aprendizaje.

4.2.2.3 Redes Neuronales para reconocimiento de patrones

En los problemas de reconocimiento de patrones se desea que una red neuronal clasifique las entradas en un conjunto de categorías objetivo. La herramienta de Matlab para reconocimiento de patrones de redes neuronales permite seleccionar datos, crear y entrenar una red, y evaluar su rendimiento utilizando matrices de error cuadrático medio y de confusión. Una red de alimentación de dos capas, con neuronas sigmoideas ocultas y de salida, puede clasificar vectores arbitrariamente bien, dadas suficientes neuronas en su capa oculta [44].

Uno de los algoritmos utilizados en las redes neuronales artificiales es el de retropropagación, el cual es simple de usar y muy adecuado para proporcionar una solución a todos los patrones complejos, su implementación es más rápida y eficiente dependiendo de la cantidad de datos de entrada-salida disponibles en las capas [38].

El funcionamiento del algoritmo está basado en los pasos que se indican a continuación [45]:

Paso 1. Las entradas y salidas se normalizan en columna con respecto al máximo valores, teniendo en cuenta que las redes neuronales funcionan de una mejor manera si el rango de las entradas y salidas están entre 0 y 1. Para cada par de entrenamiento, suponemos que hay “l” entradas dada $\{I\}_l$ (1×1) y “n” salidas $\{O\}_o$ ($n \times 1$) en forma normalizada.

Paso 2: Se supone que el número de neuronas presentes en la capa oculta se encuentra entre $l < m < 2l$

Paso 3: $[V]$ representa los pesos de las sinapsis que conectan las neuronas de entrada y las neuronas ocultas y $[W]$ se usa para representar los pesos de las sinapsis que conectan las neuronas ocultas y las neuronas de salida. Los pesos se inicializan a valores aleatorios de -1 a 1. Para problemas generales λ , se supone como 1 y los valores de umbral se toman como cero.

$$[V]_0 = [\text{pesos aleatorios}]$$

$$[W]_0 = [\text{pesos aleatorios}]$$

$$[V]_0 = [W]_0 = [0]$$

Paso 4: se presenta un conjunto de entradas y salidas para los datos de entrenamiento. El patrón de la capa de entrada $\{I\}_I$ se presenta como entradas a la capa de entrada. La salida de la capa de entrada puede evaluarse utilizando la función de activación lineal, como

$$\{O\}_I = \{I\}_I$$

$l \times 1 \quad 1 \times 1$

Paso 5: Las entradas a la capa oculta se calculan multiplicando los pesos correspondientes de las sinapsis como

$$\{I\}_H = [V]_T \{O\}_I$$

$m \times 1 \quad m \times l \quad l \times 1$

Paso 6: Suponga que las unidades de capa ocultas calculan la salida utilizando la función sigmoideal como

$$\{O\}_H = \left\{ \frac{1}{1 + e^{-I}} \right\}$$

Paso 7: Las entradas a la capa de salida se calculan multiplicando los pesos correspondientes de las sinapsis como

$$\{I\}_O = [W]_T \{O\}_H$$

$n \times 1 \quad n \times m \quad m \times 1$

Paso 8: Suponga que las unidades de capa de salida se calculan la salida usando la función sigmoideal

.

Paso 9: El error y la diferencia entre la salida de red y la salida deseada se calcula para el i-ésimo conjunto de entrenamiento como

$$E^p = \frac{(\sum (T_j - O_{oj})^2)^{1/2}}{n}$$

Paso 10: se calcula

$$\{d\} = \left\{ (T_k - O_{ok}) O_{ok} (1 - O_{ok}) \right\}$$

Paso 11: la matriz [Y] se calcula como

$$[Y] = \{O\}_H < d >$$

$m \times n \quad m \times 1 \quad 1 \times n$

Paso 12: Encuentra

$$\begin{matrix} [\Delta W]^{t+1} = \alpha [\Delta W]^t + \eta [Y] \\ m \times n \quad \quad m \times n \quad \quad m \times n \end{matrix}$$

Donde $\alpha = \text{momentum}$
 $\eta = \text{tasa de aprendizaje}$

Paso 13: Encuentra

$$\begin{matrix} \{e\} = [W]\{d\} \\ m \times 1 \quad m \times n \quad n \times 1 \end{matrix}$$

$$\begin{matrix} \{d^*\} = \left\{ e_i (O_{Hi}) (\overset{\dots}{1} - O_{Hi}) \right\} \\ \quad \quad \quad m \times 1 \quad m \times 1 \end{matrix}$$

Calcular matriz [X] como

$$\begin{matrix} [X] = \{O\}_I < d^* \geq \{I\}_I < d^* > \\ l \times m \quad l \times l \quad l \times m \quad l \times l \quad l \times m \end{matrix}$$

Paso 14: Encuentra

$$\begin{matrix} [\Delta V]^{t+1} = [V]^t + \eta [X] \\ l \times m \quad \quad l \times m \quad \quad l \times m \end{matrix}$$

Paso 15: Encuentra

$$\begin{matrix} [V]^{t+1} = [V]^t + [\Delta V]^{t+1} \\ [W]^{t+1} = [W]^t + [\Delta W]^{t+1} \end{matrix}$$

Paso 16: Calcule la tasa de error como

$$\text{Tasa de Error} = \sum \frac{E_p}{n_{set}}$$

Paso 17: repita los pasos 4-16 hasta que la convergencia de la tasa de error sea menor que valor de tolerancia.

4.2.2.4 Descripción de la red Neuronal utilizada para Diagnóstico de Causa Raíz.

En la tabla 18 se enuncian las características de la red Neuronal para el reconocimiento de patrones como alternativa para el diagnóstico de la causa-raíz de perturbaciones oscilatorias teniendo en cuenta las siguientes definiciones según los tres tipos de muestras:

de Entrenamiento, validación y pruebas. En la imagen a continuación como está constituida la red.

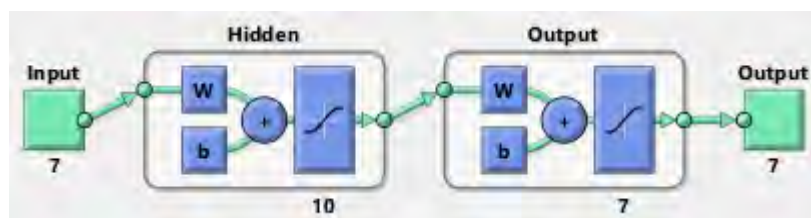


Ilustración 29 Resumen red Neuronal utilizada para Diagnóstico de Causa Raíz imagen tomada de Simulink.

- **Muestras de entrenamiento**, se presentan a la red durante la capacitación y la red se ajusta de acuerdo con su error.
- **Muestras de validación**, se utilizan para medir la generalización de la red y para detener el entrenamiento cuando la generalización deja de mejorar.
- **Muestras de prueba**, no tienen ningún efecto en el entrenamiento y, por lo tanto, proporcionan una medida independiente del rendimiento de la red durante y después del entrenamiento.
- **El error cuadrático medio**, (MSE por sus siglas en inglés), es la diferencia cuadrática promedio entre salidas y objetivos. Los valores más bajos son mejores. Cero significa que no hay error.
- **El porcentaje de error**, (%Error) indica la fracción de muestras que se clasifican erróneamente. Un valor de 0 significa que no hay clasificación errónea, 100 indica clasificación errónea máxima.

Tabla 18 características de la red Neuronal para el reconocimiento de patrones como alternativa para el diagnóstico de la causa-raíz de perturbaciones oscilatorias

Características	Valores
Entradas	7
Salidas	7 tipos de Clases
Tipo de Aprendizaje	Supervisado
Algoritmo	Retropropagación
Capas Ocultas	7
No de Muestras	193
No de Muestras para entrenamiento	135 (70%)
No de Muestras para pruebas	29(15%)
No de Muestras para Validación	29 (15%)
MSE Entrenamiento	$2,70 \text{ e}^{-2}$
MSE Validación	$3,046 \text{ e}^{-2}$
MSE Pruebas	$5,63 \text{ e}^{-2}$
Porcentaje de Error Entrenamiento	9,62 %

Porcentaje de Error Validación	6,89 %
Porcentaje de Error Pruebas	24,13 %
MSE Red Neuronal	3,1987 e ⁻²
Porcentaje de Error Red Neuronal	11,39%

A continuación, se presenta la matriz de confusión y la curva ROC, *Receiver Operating Characteristic*, por sus siglas en inglés para la red neuronal artificial. La matriz de confusión es una herramienta que permite la visualización del desempeño de un algoritmo que se emplea en aprendizaje supervisado, en el campo de inteligencia artificial. Cada columna de la matriz representa el número de predicciones de cada clase, mientras que cada fila representa a las instancias en la clase real. Uno de los beneficios de las matrices de confusión es que facilitan ver si el sistema está confundiendo dos clases. Por otro lado, la curva ROC representa la razón o ratio de verdaderos frente a la razón o ratio de falsos positivos, su análisis proporciona herramientas para seleccionar los modelos posiblemente óptimos y descartar modelos subóptimos. La matriz de confusión muestra una precisión del método del 88.6% y análisis de los resultados evidencia la más baja confiabilidad en la predicción de la clase no 2 que equivale a la predicción de la Fricción estática o *stiction*.

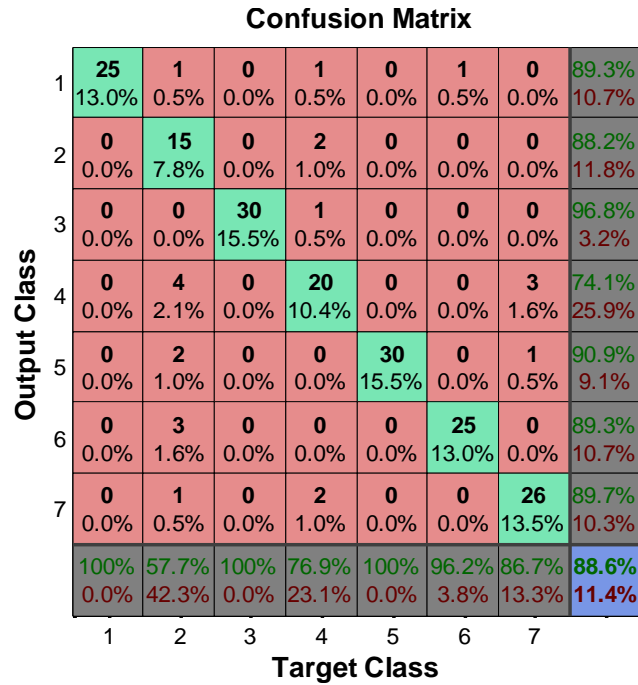


Ilustración 30 Matriz de confusión red Neuronal utilizada para Diagnóstico de Causa Raíz.

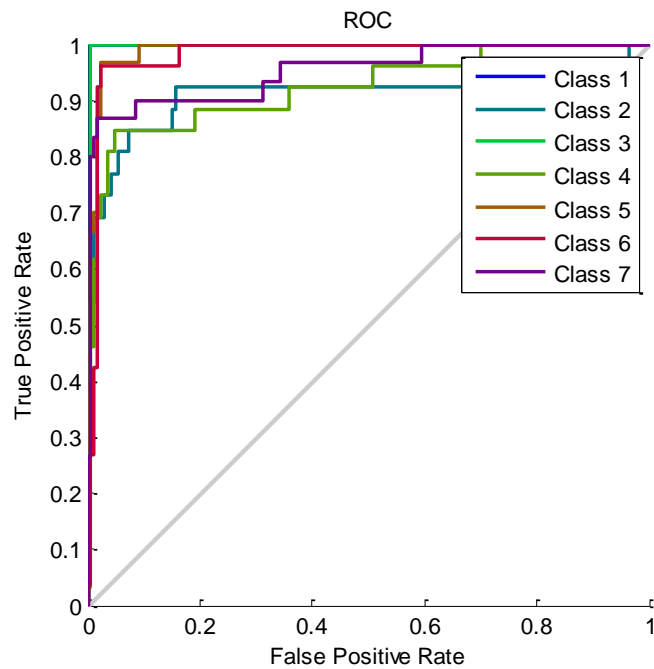


Ilustración 31 ROC red Neuronal utilizada para Diagnóstico de Causa Raíz.

4.2.2 Sistema adaptativo de inferencia Neuro Difusa (ANFIS)

A continuación, se emplea el Sistema Adaptativo de Inferencia Neuro difusa (ANFIS) para la clasificación de la causa raíz de perturbaciones oscilatorias en un sistema en cascada dos niveles [48]. Este sistema integra las capacidades de aprendizaje de la red neuronal a la solidez de los sistemas de lógica difusa. La red neuronal tiene la deficiencia de la representación implícita del conocimiento, mientras que los sistemas de lógica difusa son subjetivos y heurísticos[49]. La determinación de las reglas difusas, los factores de escala de entrada y salida y la elección de las funciones de pertenencia dependen de la prueba y error que hacen que el diseño del sistema de lógica difusa sea una tarea que requiere mucho tiempo. Estos inconvenientes de la red neuronal y los sistemas de lógica difusa se superan mediante la integración entre la tecnología de red neuronal y los sistemas de lógica difusa. También proporciona un marco natural para combinar información numérica en forma de pares de entrada/salida [48].

El método de aprendizaje neuroadaptativo funciona de manera similar al de las redes neuronales. Las técnicas de aprendizaje neuroadaptativo proporcionan un método para el procedimiento de modelado difuso para aprender información sobre un conjunto de datos. Los cálculos de los parámetros de la función de pertenencia permiten que el sistema de inferencia difusa rastree los datos de entrada/salida. Se utiliza una estructura de tipo de red similar a la de una red neuronal para interpretar el mapa de entrada/salida de modo que se mapeen las entradas a través de las funciones de pertenencia de entrada y los parámetros asociados, y luego a través de las funciones de pertenencia de salida y los parámetros asociados a las salidas [48].

Los parámetros asociados con las funciones de pertenencia cambian a través del proceso de aprendizaje. El cálculo de estos parámetros (o su ajuste) es facilitado por un vector gradiente, este vector de gradiente proporciona una medida de qué tan bien el sistema de inferencia difusa está modelando los datos de entrada/salida para un conjunto dado de parámetros. Cuando se obtiene el vector de gradiente, se puede aplicar cualquiera de varias rutinas de optimización para ajustar los parámetros y reducir alguna medida de error (índice de rendimiento). Esta medida de error generalmente se define por la suma de la diferencia al cuadrado entre los resultados reales y deseados. ANFIS utiliza una combinación de estimación de mínimos cuadrados y propagación inversa para la estimación de parámetros de la función de pertenencia.

El ANFIS sugerido tiene varias propiedades:

- La salida es un sistema de tipo Sugeno de orden cero.

- Tiene una salida única, obtenida usando la desfuzzificación promedio ponderada. Todas las funciones de pertenencia de salida son constantes.
- No tiene reglas para compartir. Las diferentes reglas no comparten la misma función de pertenencia de salida, es decir, el número de funciones de pertenencia de salida debe ser igual al número de reglas.
- Tiene peso de unidad para cada regla.

La estructura del sistema de inferencia neuro difusa está constituida por cinco capas [48]

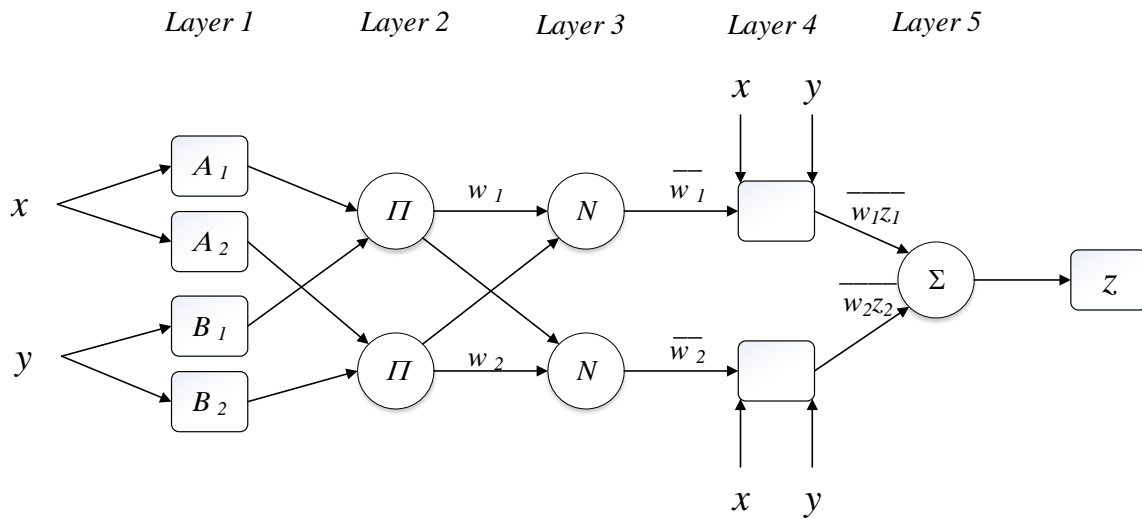


Ilustración 32 Estructura ANFIS

Capa 1: en esta capa, cada nodo es igual a un conjunto difuso y la salida de un nodo en el conjunto difuso respectivo es igual al grado de pertenencia variable de entrada. Los parámetros de cada nodo determinan la forma de la función de pertenencia en el conjunto difuso de ese nodo. Como utilizamos la función de pertenencia gaussiana en este estudio, también tendremos:

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c_i}{\sigma_i}\right)^2}$$

En el que x es el valor de entrada del nodo y c_i y σ_i son los parámetros de la función de pertenencia de este conjunto que explican el centro de funciones de pertenencia gaussiana y el ancho de la función de pertenencia gaussiana respectivamente.

Capa 2: en esta capa, los valores de las señales de entrada en cada nodo se multiplican entre sí y una fuerza de disparo de la regla es calculado.

$$O_i^2 = w_i = \mu_{Ai}(x)\mu_{Bi}(y), \quad i = 1, 2$$

En el que μ_{Ai} es el grado de pertenencia de x en el conjunto difuso de Ai y μ_{Bi} es la pertenencia de y en el conjunto difuso de Bi .

Capa 3: los nodos de esta capa calculan el peso relativo de las reglas. En el que w_i^n es la fuerza de disparo normalizada de la regla i -ésima.

$$O_i^3 = w_i^n = \frac{w_i}{w_i + w_2}, \quad i = 1, 2$$

Capa 4: esta capa se denomina capa de reglas que se obtiene de la multiplicación de la fuerza de disparo normalizada (tiene resultado en la capa anterior) por primer orden de la regla difusa de Sugeno.

$$O_i^4 = w_i^n f_i = w_i^n (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2$$

Capa 5: esta capa es la última capa de la red y está compuesta por un nodo y suma todas las entradas del nodo.

$$O_i^5 = \sum_{i=1}^2 w_i^n f_i = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2$$

A continuación, se presenta la matriz de confusión y la curva ROC, *Receiver Operating Characteristic* por sus siglas en inglés para el sistema de inferencia neuro difusa ANFIS. La matriz de confusión muestra una precisión del método del 92.2% y análisis de los resultados evidencia confiabilidad de la predicción superior al 80% de las siete clases planteadas, según la tasa de falsos positivos.

Confusion Matrix

1	24 11.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	1 0.5%	22 10.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	95.7% 4.3%
3	0 0.0%	4 1.8%	55 25.2%	1 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	91.7% 8.3%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	24 11.0%	6 2.8%	0 0.0%	0 0.0%	80.0% 20.0%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.5%	24 11.0%	0 0.0%	0 0.0%	96.0% 4.0%
6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	26 11.9%	4 1.8%	86.7% 13.3%
7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	26 11.9%	100% 0.0%
	96.0% 4.0%	84.6% 15.4%	100% 0.0%	92.3% 7.7%	80.0% 20.0%	100% 0.0%	86.7% 13.3%	92.2% 7.8%
	1	2	3	4	5	6	7	

Target Class

Ilustración 33 Matriz de confusión ANFIS utilizada para Diagnóstico de Causa Raíz.

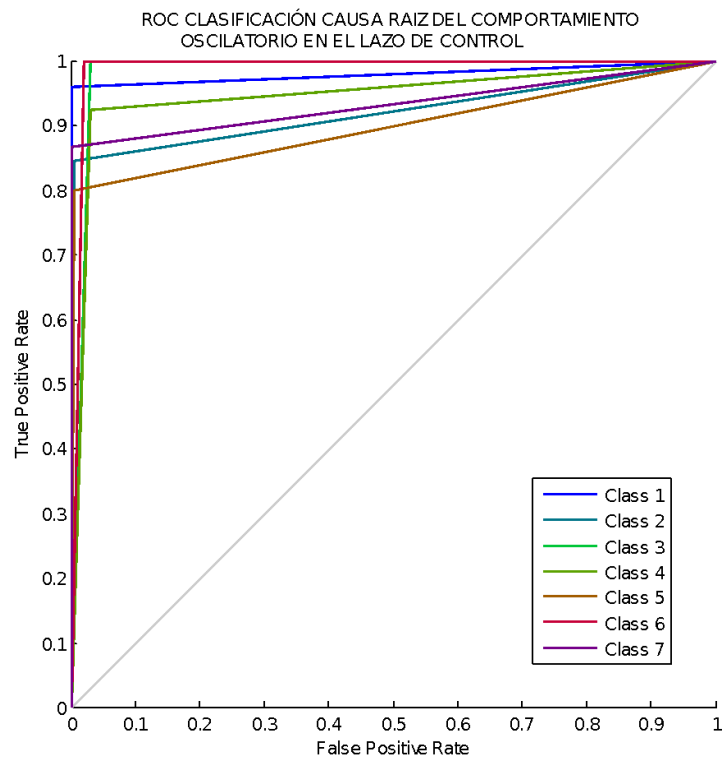
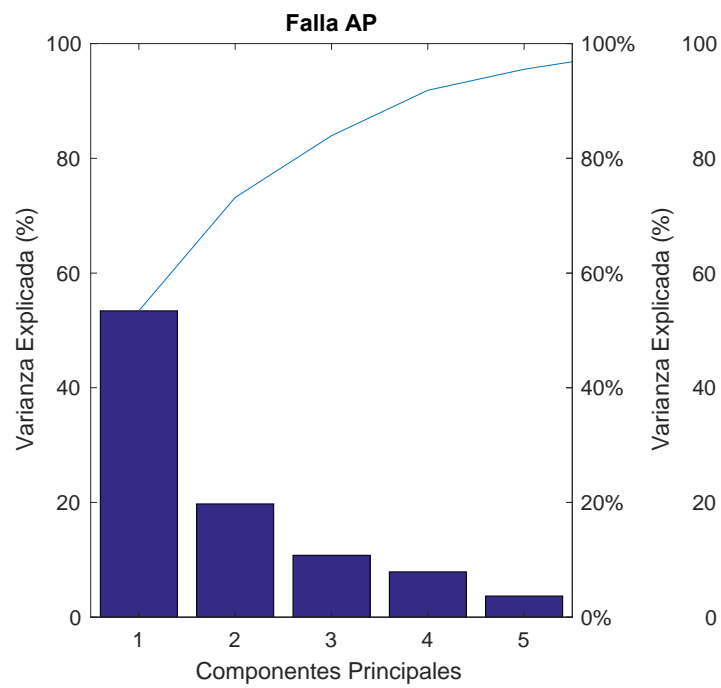
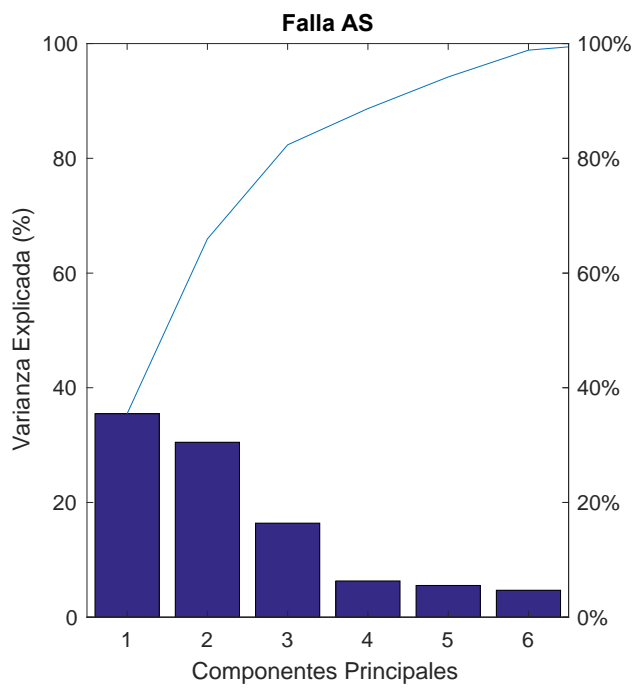
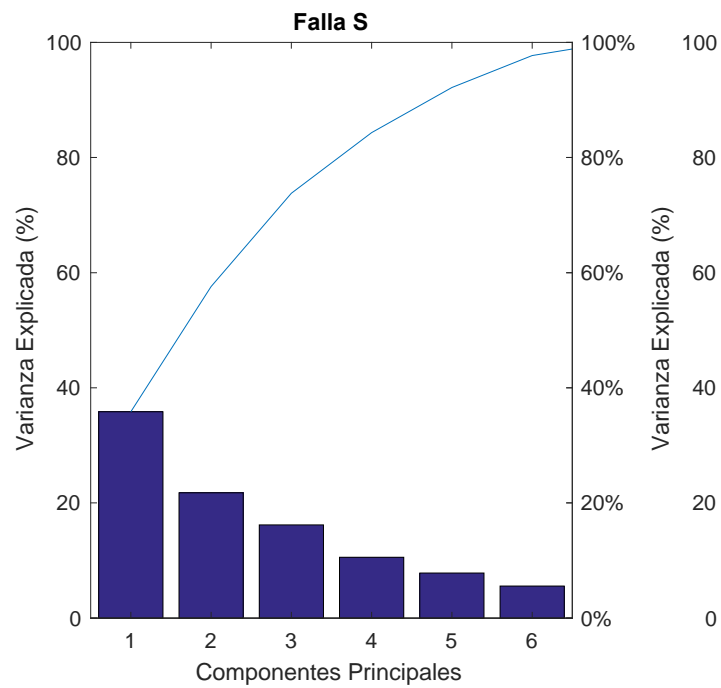
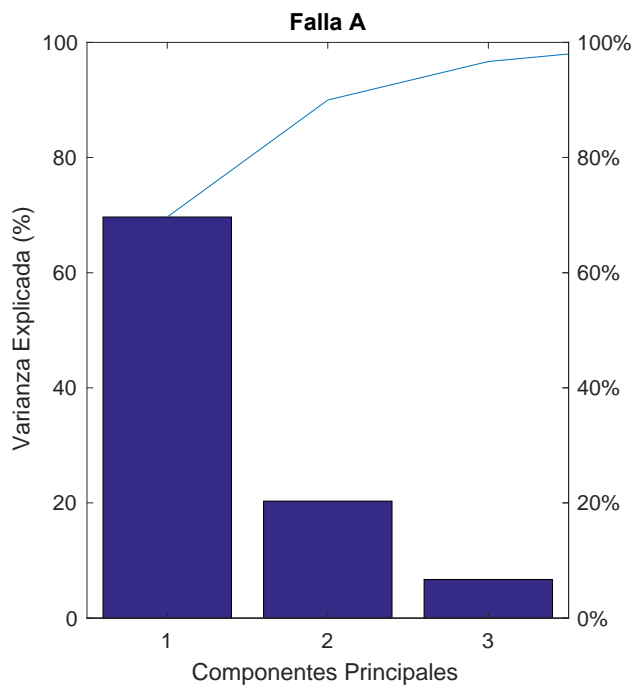


Ilustración 34 ROC ANFIS utilizada para Diagnóstico de Causa Raíz.

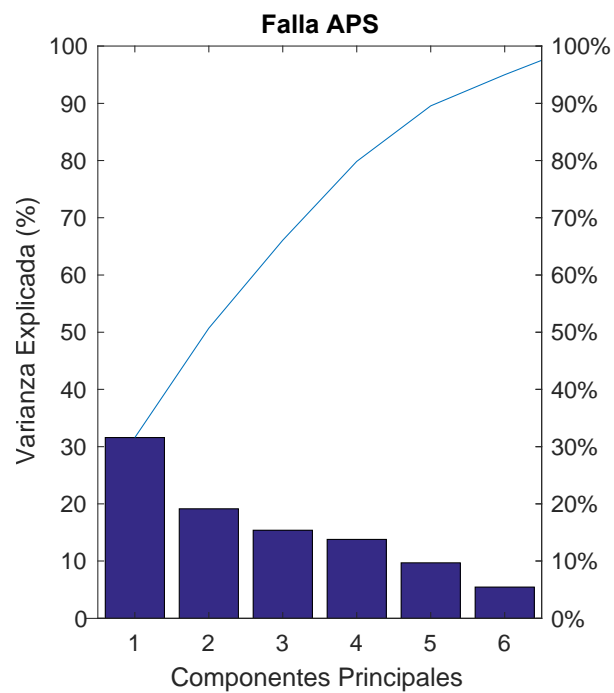
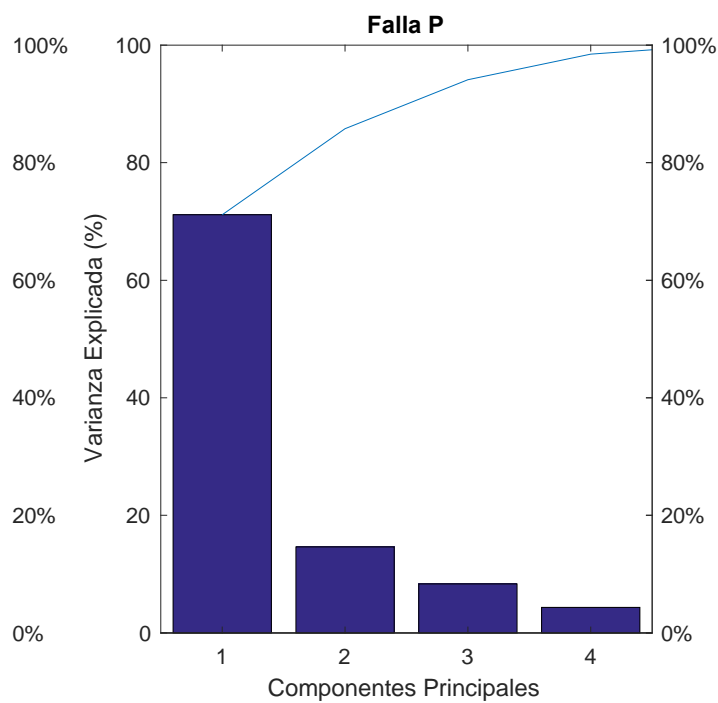
4.2.3 Análisis de Componentes Principales (PCA)

La técnica de detección de fallas más comúnmente utilizada para procesos de múltiples variables es el análisis de componentes principales (PCA). El amplio uso de PCA se debe a tres motivos: 1. PCA produce una representación de menor dimensión de los datos, lo cual describe mejor a los datos independientes del paquete de entrenamiento, que incrementa la capacidad de detectar y diagnosticar fallas. 2. la estructura obtenida por PCA permite identificar las variables responsables de la falla y/o las variables más afectadas por la falla, y finalmente PCA puede separar el espacio observado en dos subespacios; en el primero de ellos captura las tendencias sistemáticas del proceso, y el segundo contiene esencialmente ruido aleatorio [50]. Puesto que ciertas fallas afectan a uno de los dos subespacios [51], analizando los subespacios independientemente se puede incrementar la sensibilidad del esquema general de monitoreo de procesos. Por otro lado, en PCA un gran número de variables pueden ser transformadas en estadísticos simples (T^2 de Hotelling y Q), los cuales pueden ser mostrados cada uno en una gráfica y comparados con un umbral estadístico tal y como se hace en las cartas univariadas [52].

Las imágenes a continuación muestran la reducción de dimensiones de la estrategia PCA aplicada a cada una de las causas raíz de oscilaciones en el lazo de control. Esta estrategia no fue óptima para la detección, y diagnóstico objetivo de este en particular para las fallas combinadas y la reducción de dimensiones tampoco fue significativa.



5
6
Componentes Principales



4
5
Componentes Principales

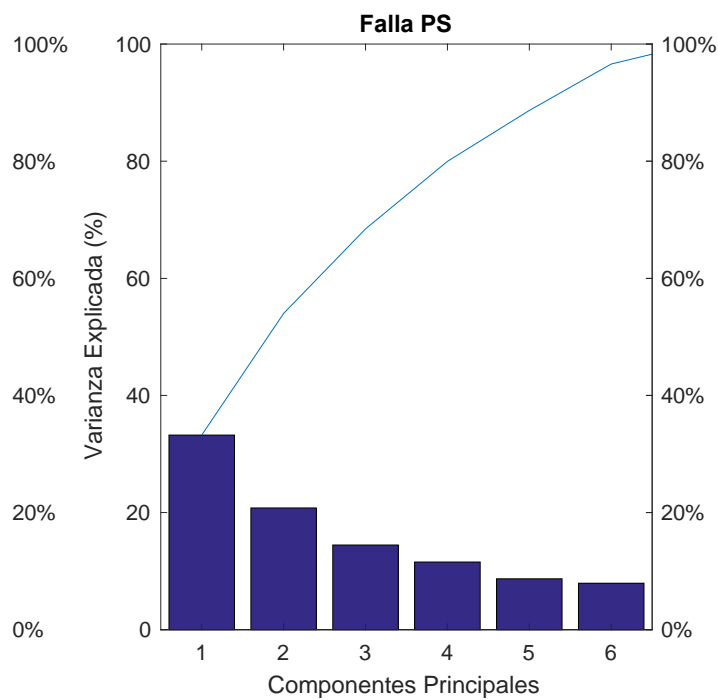


Ilustración 35 Análisis componentes principales

4.2.4 Metodología para diseño de la técnica de diagnóstico de causa raíz de comportamiento oscilatorio en el lazo de control

La metodología para el diseño de la técnica de diagnóstico, se resume en la ilustración a continuación, la cual contempla dos etapas descritas en las secciones anteriores: La primera es la inclusión de indicadores que agregan información sobre la dinámica de la respuesta oscilatoria, la cual tiene como entrada el resultado del modelo descrito en el capítulo anterior, como son la variable de proceso y el error de los controladores maestro y esclavo. Adicionalmente en esta etapa se incluyen nuevos indicadores basados en la revisión de la literatura y un Diseño de Experimentos. La salida de esta etapa es una base de datos para entrenamiento de la estrategia diagnóstico basada en inteligencia artificial. La segunda etapa permitió evaluar las técnicas de inteligencia artificial, a partir de la base de datos creada y tiene como salida la matriz de confusión y la curva RCO.

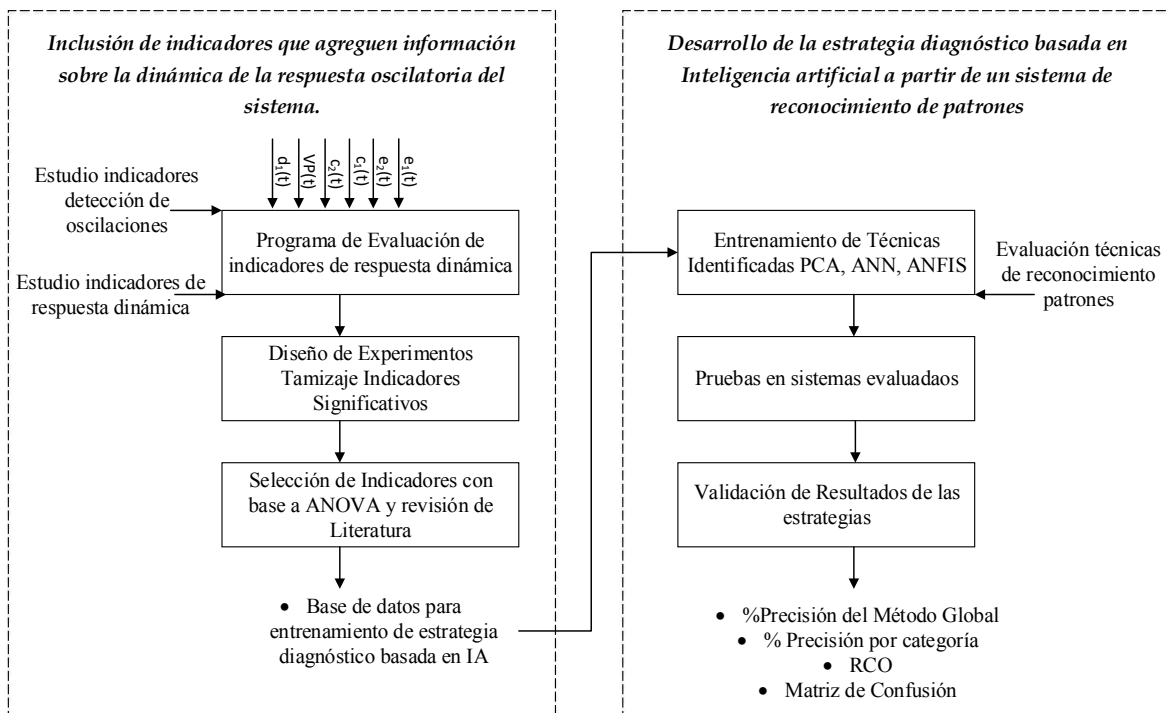


Ilustración 36 Resumen Metodología para diseño de la técnica de diagnóstico de causa raíz de comportamiento oscilatorio en el lazo de control

A continuación, en la tabla 19 se muestran los resultados de la evaluación de las técnicas para diagnóstico de causa raíz contempladas en este estudio. Es claro que el sistema de inferencia neuro-difusa presenta los mejores resultados en detección, diagnóstico y precisión del método.

Tabla 19 Resumen resultados evaluación de técnicas para diagnóstico de causa raíz

	PCA	ANN	ANFIS
<i>Detecta que ingresó Oscilación al Sistema</i>	✓	✓	✓
<i>Diagnóstica Casos de Oscilación Individuales</i>	X	✓	✓
<i>Diagnóstica Casos de Oscilación Combinadas</i>	X	✓	✓
<i>% Precisión del Método</i>	n/a	88,6%	92,2%

Con base a los resultados se seleccionó como técnica diagnóstica el sistema de inferencia neuro difusa ANFIS para determinar la causa raíz de las fluctuaciones oscilatorias en el lazo de control. La estrategia general consta de un observador que monitorea la señal de la variable de proceso, según las unidades de tiempo indicadas (este valor puede ser ajustado según las necesidades del proceso), luego el sistema calcula los indicadores que proveen información sobre la dinámica de la respuesta oscilatoria, en el caso que se detecte una señal oscilatoria según los valores de regularidad de función de auto-correlación ($reg > 0,5$) y decaimiento de la función de Auto-Correlación ($dr = \frac{a}{b} > 0,5$), el sistema realizará el diagnóstico de la causa raíz de la fluctuación oscilatoria a través sistema de reconocimiento de patrones con base en una estructura ANFIS.

La ilustración a continuación muestra los resultados de la implementación de la técnica diagnóstico basada en el sistema de inferencia neuro difuso ANFIS para cada una de las causas raíz contempladas en este estudio, en estas imágenes se encuentran los indicadores en el orden de la tabla 20 (Regularidad, decaimiento ACF, potencia, “*risetime*”, “*SettlingTime*” y “*SettlingMin*” y “*PeakTime*” y por último el código en número de la causa raíz identificada por el sistema ANFIS, la cual es la entrada para la alarma generada.

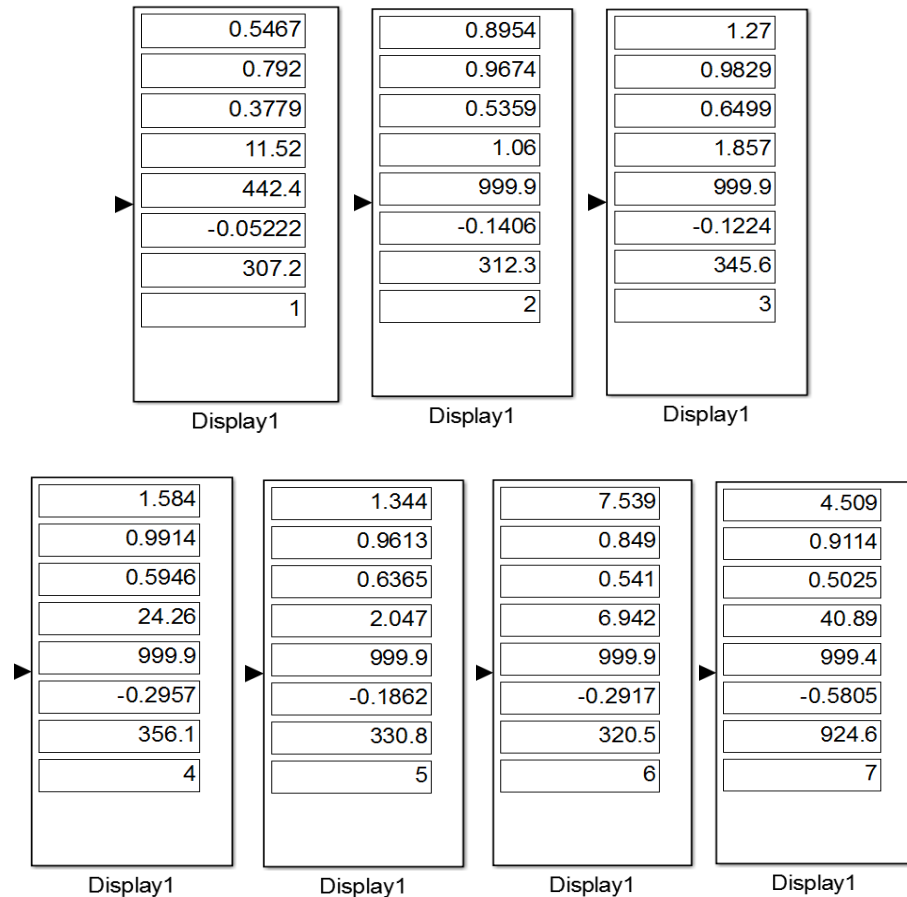


Ilustración 37 Resultados Diagnóstico de Causa Raíz a partir de ANFIS - Escenario por Tipo de Causa

La tabla a continuación relaciona los valores mostrados en la ilustración 37 arrojados por el entorno *simulink* con los indicadores expuestos en las sesiones anteriores.

Tabla 20 Resultados Diagnóstico de causar raíz a partir de ANFIS - escenario por tipo de causa

Indicador	Resultados						
Regularidad	0,5467	0,8954	1,27	1,584	1,344	7,539	4,509
Decaimiento ACF	0,792	0,9674	0,9829	0,9914	0,9613	0,849	0,9114
Potencia	0,3779	0,5359	0,6499	0,5946	0,6365	0,541	0,5025
risetime	11,52	1,06	1,857	24,26	2,047	6,942	40,89
SettlingTime	442,4	999,9	999,9	999,9	999,9	999,9	999,4
SettlingMin	-0,05222	-0,1406	-0,1224	-0,2957	-0,1862	-0,2917	-0,5805
PeakTime	307,2	312,3	345,6	356,1	330,8	320,5	924,6
Tipo de Causa Raiz	1 Sint. Agresiva	2 Stiction	3 Pert Oscilatoria	4 Sint Agresiva Stiction	5 Sint Agresiva Pert Oscilatoria	6 Stiction Pert Oscilatoria	7 Sint Agresiva Pert Oscilatoria Stiction

5. Diseño de la estrategia de adaptación para mitigación de efectos de oscilaciones

A partir de los resultados de los capítulos anteriores es posible identificar la causa raíz de un sistema con fluctuaciones oscilatorias, para finalmente en el capítulo cinco se diseña una estrategia de adaptación que mitigue el efecto de la oscilación y mejore el índice de desempeño; esta estrategia utiliza un algoritmo de búsqueda de la sección dorada (*golden section search*) y busca optimizar (minimizar) el indicador de desempeño IAE, a partir del ajuste de la sintonía del controlador maestro y esclavo del sistema en cascada de dos niveles con base a los parámetros multiplicador γ_1 (gamma 1) y γ_2 (gamma 2), lo cual llevará a la reducción de los indicadores de regularidad, espectro de potencia, el decaimiento de la función de autocorrelación ACF y a una mejor respuesta del proceso. Teniendo en cuenta que para algunas causas la mitigación es una alternativa temporal y se requiere una intervención y/o reparación, se generarán alarmas al sistema para alertar sobre el tipo de fallo. La estrategia fue diseñada para contemplar cambios en *set point* y perturbaciones.

5.1 Métodos de ajuste y optimización de Parámetros PID

Un controlador PID tiene tres coeficientes básicos: proporcional, integral y derivativo que se varían para obtener una respuesta óptima. La función de transferencia del controlador PID está dada por:

$$C(s) = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s$$

En la literatura, se han propuesto muchos métodos para ajustar estos parámetros PID de manera efectiva. Con el fin de superar la limitación de los métodos tradicionales es posible utilizar algoritmos para optimizar el controlador PID. En este estudio, la respuesta óptima del sistema en cascada se logra utilizando el Algoritmo de Búsqueda de la sección dorada.

5.1.1 Función Objetivo

Para la implementación del algoritmo de optimización es crítico seleccionar la función objetivo más adecuada. Las funciones objetivas del dominio del tiempo se pueden dividir en dos categorías: funciones objetivas basadas en la integral y funciones objetivas basadas en índices dinámicos de rendimiento [53]. Las funciones objetivas basadas en la integral

comúnmente utilizadas en la literatura son: IAE (Integral de error absoluto), ITAE (Integral de error absoluto de tiempo), ISE (Integral de error cuadrado) e ITSE (Integral de error cuadrado de tiempo). Las fórmulas de estas funciones objetivo se describen como:

$$IAE = \int_0^t |e(t)| dt$$

$$ITAE = \int_0^t t |e(t)| dt$$

$$ISE = \int_0^t e^2 dt$$

$$ITSE = \int_0^t t e^2 dt$$

donde $e(t)$ es la señal de error que representa la diferencia entre la salida del sistema y la señal de referencia. Cada uno de ellos tiene ventajas y desventajas, por ejemplo, dado que los criterios IAE e ISE son independientes del tiempo, los resultados obtenidos tienen un sobrepaso relativamente pequeño pero un largo tiempo de estabilización. Por otro lado, ITAE e ITSE pueden superar esta desventaja, pero ellos no pueden proporcionar un margen de estabilidad deseable. En el caso particular del criterio IAE, la especificación de la respuesta de lazo cerrado es básicamente un error mínimo o desviación de la variable controlada de su punto de referencia. Dado que el error es una función del tiempo durante la duración de la respuesta, se debe minimizar la suma de cada instante de tiempo.

5.1.2 Algoritmo de optimización: Búsqueda Sección Dorada

El método de búsqueda de la sección dorada se utiliza para encontrar el máximo o mínimo de una función unimodal, la contiene solo un mínimo o máximo en el intervalo $[a, b]$.

Inicialización:

Determinar x_a y x_b que se sabe que contienen el máximo de la función $f(x)$

Paso 1.

Se determinan dos puntos intermedios x_1 y x_2 de modo que:

$$x_1 = x_a + d$$

$$x_2 = x_b - d$$

Donde

$$d = \frac{\sqrt{5} - 1}{2} (x_b - x_a)$$
$$d = 0.61803 (x_b - x_a)$$

Paso 2

Evaluación de $f(x_1)$ y $f(x_2)$

Si $f(x_1) > f(x_2)$, entonces se determinan nuevos valores de x_a, x_1, x_2 y x_b como se muestra en la ecuación a continuación. Note que el único nuevo cálculo se realiza para determinar el nuevo valor de x_1 .

$$x_a = x_2$$
$$x_2 = x_1$$
$$x_b = x_b$$
$$x_1 = x_a + \frac{\sqrt{5} - 1}{2} (x_b - x_a)$$
$$x_1 = x_a + 0.61803 (x_b - x_a)$$

Si $f(x_1) > f(x_2)$, entonces se determinan nuevos valores de x_a, x_1, x_2 y x_b como se muestra en la ecuación a continuación. Note que el único nuevo cálculo se realiza para determinar el nuevo valor de x_2 .

$$x_b = x_b$$
$$x_b = x_1$$
$$x_1 = x_2$$
$$x_2 = x_b - \frac{\sqrt{5} - 1}{2} (x_b - x_a)$$
$$x_2 = x_b - 0.61803 (x_b - x_a)$$

Paso 3

Si $x_b - x_a < \varepsilon$ (un número suficientemente pequeño), entonces el máximo ocurre en $\frac{x_b + x_a}{2}$ y se detienen las iteraciones, de lo contrario es necesario volver al paso 2.

5.2 Mitigación vía Ganancia de Controlador

Se espera que el ajuste desarrollado en este documento reduzca la respuesta oscilatoria del proceso mediante la optimización de parámetros que se asociaran a la ganancia del controlador maestro y ganancia controlador esclavo de un sistema de control en cascada

PID – PI. En lugar de forzar la posibilidad estadística de los parámetros $K_{c1}, \tau_{i1}, \tau_{D1}, k_{c2}$ y τ_{i2} , se utilizarán valores de γ_1 y γ_2 , donde γ_1 es un multiplicador o parámetro que ajusta la ganancia del controlador maestro k_{c1} y γ_2 es un multiplicador o parámetro que ajusta la ganancia del controlador esclavo k_{c2} . Para cada combinación el algoritmo de búsqueda dorado modificado para dos dimensiones busca valores γ_1 y γ_2 hasta que el valor objetivo se establezca en su mínimo.

Los indicadores de oscilaciones y rendimiento del sistema de control se monitorean continuamente de forma regular, es decir, durante el funcionamiento normal, y la operación de reajuste se inicia automáticamente cuando el rendimiento está por debajo de un umbral especificado.

La ganancia del controlador es el parámetro seleccionado teniendo en cuenta que determina cuánto cambia la salida del controlador para un cambio de error dado [30] y que la presencia de los cambios en la ganancia del controlador (K_c) afectan la frecuencia de oscilación, sin influir en su forma, es decir, la disminución de K_c provoca una disminución de la frecuencia de oscilación [6].

5.2.1 Algoritmo de búsqueda de la sección dorada para ajuste del controlador maestro PID y controlador esclavo PI

La ilustración 38 indica los pasos dados por el algoritmo para determinar los valores óptimos de γ_1 y γ_2 , para minimizar la función objetivo que se estima determinando la varianza de la salida real del proceso ($c(t)$) relacionada con el punto de ajuste deseado ($c^{set}(t)$), así como la diferencia de estos dos. La función objetivo permite determinar si el ajuste propuesto mejora el desempeño del lazo.

$$IAE = \int_0^t |e(t)| dt = \int_0^t |C^{set}(t) - C(t)| dt$$

La búsqueda de la sección dorada debe restringir la búsqueda del óptimo de acuerdo con los valores límite para γ_1 y γ_2 , y también la dinámica del sistema se considera como una restricción para la búsqueda.

➤ **Paso 1: Iniciación del algoritmo**

El inicio del algoritmo se obtiene calculando el tamaño de la tolerancia para la búsqueda y los límites para γ_1 y γ_2 . Con estos valores, los primeros valores intermedios para evaluar el objetivo la función se determina como se explicó en la sesión anterior.

$$d = 0.61803 (x_b - x_a)$$

$$tau = 0.61803$$

$$x_1 = x_{a1} + (1 - tau) * (x_{b1} - x_{a1})$$

$$x_2 = x_{a1} + tau * (x_{b1} - x_{a1})$$

$$y_1 = x_{a1} + (1 - tau) * (x_{b1} - x_{a1})$$

$$y_2 = x_{a2} + tau * (x_{b2} - x_{a2})$$

Para esta implementación específica, no hay límite para las iteraciones del algoritmo debido al hecho de que es necesario observar cuántas iteraciones se necesitan para converger en una solución mínima.

➤ **Paso 2: combinación cruzada inicial y selección mínima**

El controlador se evalúa en cualquier combinación para γ_1 (x_1 y x_2) y γ_2 (y_1 y y_2). El valor del IAE se determina para cada simulación (el tiempo de simulación se establece en 3000 unidades de tiempo). Hay 4 combinaciones posibles para el ajuste del sistema de control y el mínimo se establecerá como la dirección de la zona de optimización.

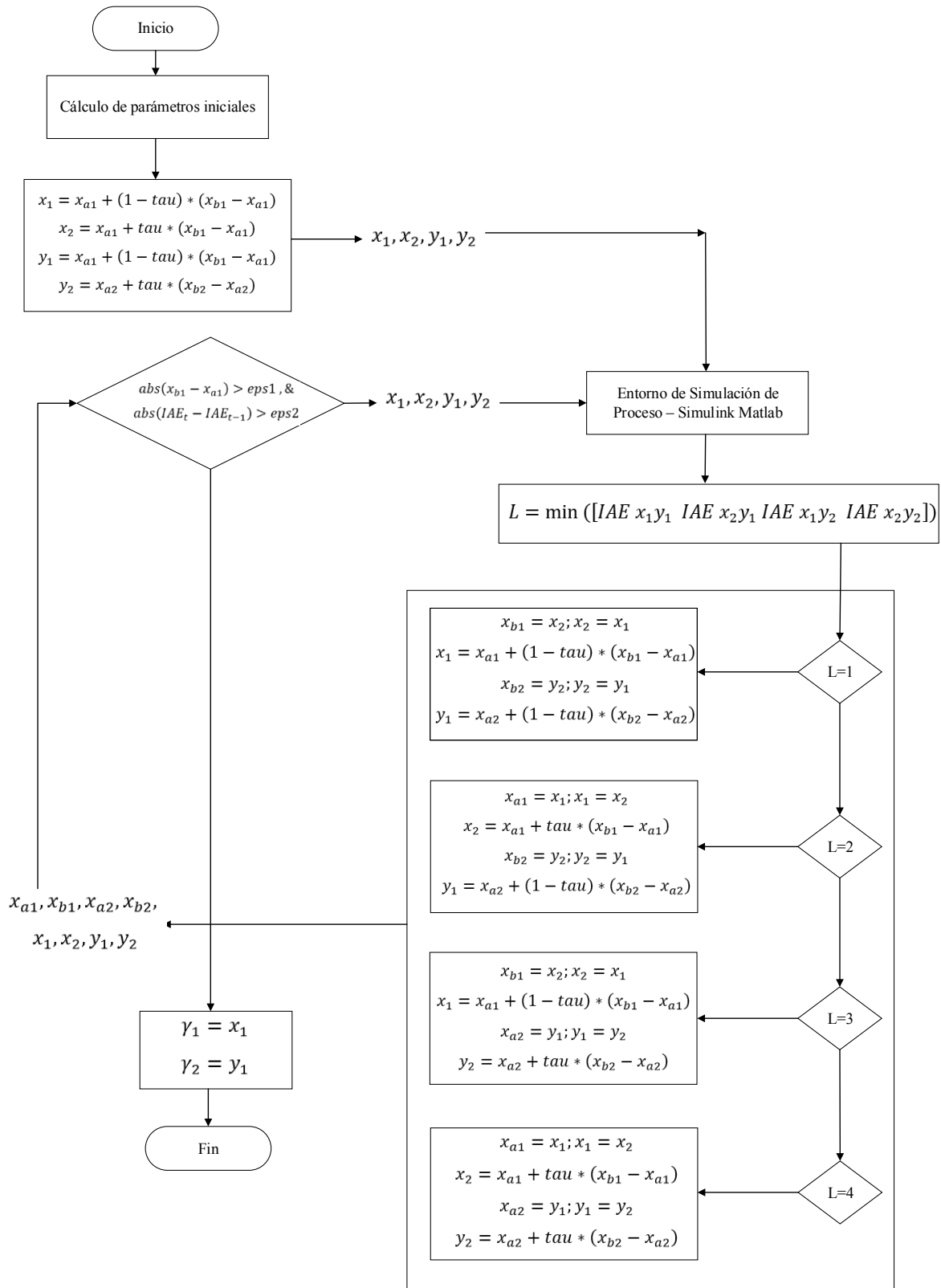


Ilustración 38 Flujograma algoritmo búsqueda de la sección dorada para determinar los valores óptimos de γ_1 y γ_2

➤ **Paso 3: combinación sucesiva y selección mínima**

Una vez que se ejecuta el algoritmo para la primera combinación cruzada, se observa un IAE mínimo y la combinación se almacena para reducir los límites de la búsqueda. Los niveles intermedios consecutivos se determinan de acuerdo con el algoritmo clásico de la sección dorada, el algoritmo se detiene bajo las siguientes condiciones:

- La tolerancia entre dos mínimos y consecutivos γ_1 y γ_2 sea menor que $\varepsilon_1 = 0.001$
- La tolerancia entre dos mínimos y consecutivos de indicador IAE sea menor que $\varepsilon_1 = 2$.

Si se alcanzan las tolerancias para una de las variables o el indicador IAE, se detendrá la búsqueda en esa dimensión mientras se sigue determinando la mejor solución en la otra.

5.3 Optimización para seguimiento del *set point* y el rechazo de perturbaciones de un proceso cascada de dos niveles

El proceso de optimización a partir del algoritmo de búsqueda de la sección dorada requiere la evaluación de diferentes escenarios de cada una de las clases de causa raíz contempladas, una vez empieza con la evaluación de cada escenario, el algoritmo buscará diferentes combinaciones de γ_1 y γ_2 , hasta encontrar dos valores de IAE consecutivos que tengan una diferencia de hasta 2 puntos y una respuesta sin tendencia oscilatoria. Los escenarios se evaluaron para cambios en *set point* e ingreso de perturbaciones. A continuación, se presentan ejemplos de escenarios de cada causa raíz (entradas al sistema), valores de IAE calculados por iteración por escenarios y valores de γ_1 y γ_2 óptimos. De manera ilustrativa se muestran resultados para 10 escenarios y 10 iteraciones por escenario.

5.3.1 Sistema con oscilaciones por causa raíz sintonía Agresiva

A continuación, se muestran resultados para los escenarios de sintonía agresiva, en la tabla 21. se muestran los valores de proceso como entradas al sistema de simulación, en la tabla siguiente se observan los valores de Mínimo IAE obtenidos por iteraciones, se puede observar como se minimiza función objetivo a través del algoritmo de y finalmente en la tabla siguiente se resumen los valores de γ_1 y γ_2 óptimos por cada escenario, asociados a su mínimo IAE.

Tabla 21 Escenarios Sintonización Agresiva – Valores de Proceso Entradas al Sistema

Escenario	kc1	ti1	td1	kc2	ti2	J	S	ao	fro	fao
1	0,1374	2,85	0,2387	-0,80823	0,9712	0	0	0	0	0
2	0,1374	2,85	0,2387	-0,811017	0,9712	0	0	0	0	0
3	0,1374	2,85	0,2387	-0,813804	0,9712	0	0	0	0	0
4	0,1374	2,85	0,2387	-0,816591	0,9712	0	0	0	0	0
5	0,1374	2,85	0,2387	-0,819378	0,9712	0	0	0	0	0
6	0,1374	2,85	0,2387	-0,822165	0,9712	0	0	0	0	0
7	0,1374	2,85	0,2387	-0,824952	0,9712	0	0	0	0	0
8	0,1374	2,85	0,2387	-0,8361	0,9712	0	0	0	0	0
9	0,1374	2,85	0,2387	-0,847248	0,9712	0	0	0	0	0
10	0,1374	2,85	0,2387	-0,858396	0,9712	0	0	0	0	0

Tabla 22 Escenarios Sintonización Agresiva – Valor Mínimo IAE por Iteración

Iteración	A 1	A 2	A 3	A 4	A 5	A 6	A 7	A 8	A 9	A 10
1	29714,96	29871,67	30026,73	32490,17	37625,14	40287,54	41601,00	42858,20	43391,58	43880,97
2	29086,53	29147,54	29242,28	29430,88	29886,74	30041,74	31190,02	36903,23	39584,85	41407,16
3	22774,50	23601,54	23888,86	24196,10	21665,64	22425,59	22985,86	23390,30	24142,53	24336,73
4	170,92	170,92	170,92	170,92	442,91	442,91	442,91	442,91	442,91	442,91
5	156,86	156,86	156,86	156,86	359,45	359,45	359,45	359,45	359,45	359,45
6	149,28	149,28	149,28	149,28	321,96	321,96	321,96	321,96	321,96	321,96
7	144,95	144,95	144,95	144,95	302,47	302,47	302,47	302,47	302,47	302,47
8	142,39	142,39	142,39	142,40	291,56	291,56	291,56	291,56	291,56	291,56
9	140,86	140,86	140,86	140,86	285,20	285,20	285,20	285,20	285,20	285,20

Tabla 23 Escenarios Sintonización Agresiva - Valores γ_1, γ_2 y Mínimo IAE

Escenarios	γ_1	γ_2	IAE 1	IAE 2
1	1,879	0,373	142,860	87,578
2	1,879	0,373	140,860	85,181
3	1,879	0,373	140,860	84,317
4	1,879	0,373	140,860	83,545
5	0,928	0,287	285,197	104,182
6	0,928	0,287	285,197	102,846
7	0,928	0,287	285,197	101,544
8	0,928	0,287	285,197	100,275
9	0,928	0,287	285,197	99,037
10	0,928	0,287	285,197	97,829

Las imágenes a continuación presentan el proceso de optimización del algoritmo de búsqueda de la sección dorada ante un cambio en el *set point* en la unidad de tiempo 2000

para el controlador maestro (ilustración 39) y controlador esclavo (ilustración 40) para el tipo de causa raíz sintonía agresiva. La línea azul en la (ilustración 39) corresponde al *set point*, la iteración 1 (línea roja) corresponde a la respuesta oscilatoria para $\gamma_1 = 1$ y $\gamma_2 = 1$, en general para ambas ilustraciones la línea verde corresponde a una iteración del sistema en la búsqueda de la respuesta óptima y la línea negra corresponde a la respuesta encontrada por el algoritmo con IAE mínimo y sin oscilaciones en el sistema.

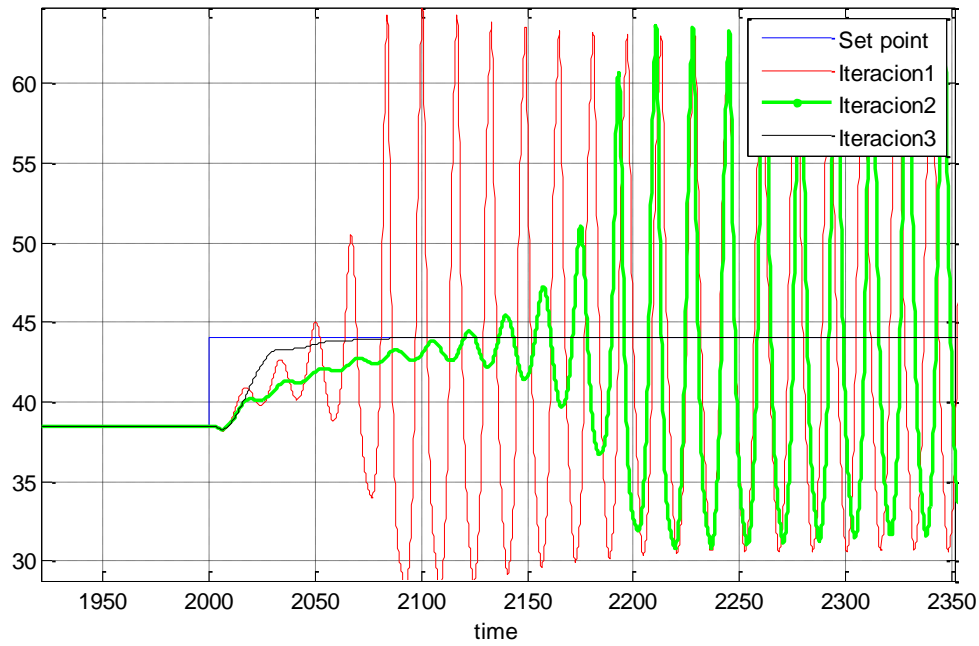


Ilustración 39 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda de la sección dorada ante un cambio en el set point para el controlador maestro - Escenario: Sintonía Agresiva

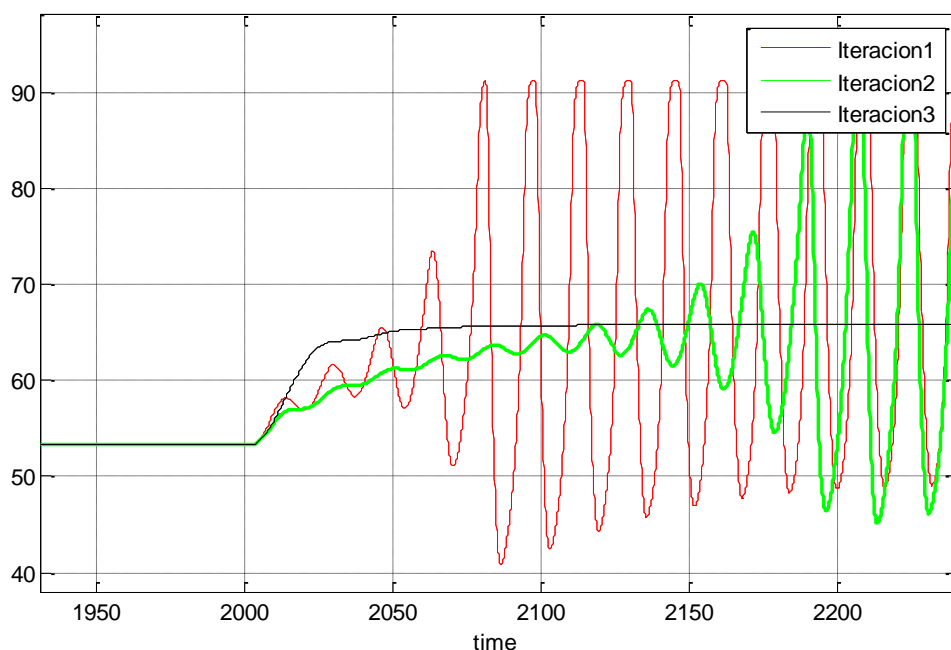


Ilustración 40 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda de la sección dorada ante un cambio en el set point para el controlador esclavo - Escenario: Sintonía Agresiva

5.3.2 Sistema con oscilaciones por causa raíz fricción estática en la válvula

La reparación y el mantenimiento deben considerarse la única solución definitiva para reparar una válvula con fricción estática, sin embargo, este hecho implica detener la operación del lazo de control, que solo es posible durante el cierre de la planta [27]. Dado que la revisión de la planta se lleva a cabo generalmente cada dos o tres años, la compensación de la fricción estática puede ser una alternativa útil para mitigar los efectos negativos hasta el próximo cierre. Varios métodos para la detección y cuantificación de *stiction* aparecieron en la literatura, pero solo unos pocos para la compensación [20]. Algunos métodos requieren el conocimiento de varios parámetros y provocan movimientos excesivos de la válvula, que pueden desgastar la válvula antes de su tiempo de vida designado,

Un buen compensador de fricción estática debe tener las siguientes características [20]

- a. Reducción de las oscilaciones en las variables del proceso
- b. Reducción de los movimientos de la válvula
- c. No se requieren requisitos de conocimiento del proceso a priori, excepto los datos operativos disponibles de forma rutinaria y

d. Garantizar un buen desempeño ante cambios en *set point* y rechazo de perturbaciones [26].

A continuación, se presentan resultados para los escenarios de fricción estática *stiction*, en la tabla 23 se muestran los valores de proceso como entradas al sistema de simulación, en la tabla siguiente se observan los valores de Mínimo IAE obtenidos por iteraciones, en esta tabla se puede observar que como se minimiza función objetivo a través del algoritmo de y finalmente en la tabla siguiente se resumen los valores de γ_1 y γ_2 óptimos por cada escenario, y su IAE mínimo asociado.

Tabla 24 Escenarios Fricción Estática – Valores de Proceso Entradas al Sistema

Escenario	kc1	ti1	td1	kc2	ti2	J	S	ao	fro	fao
1	0,1374	2,85	0,2387	-0,5574	0,9712	0,5	0	0	0	0
2	0,1374	2,85	0,2387	-0,5574	0,9712	1	0	0	0	0
3	0,1374	2,85	0,2387	-0,5574	0,9712	5	0	0	0	0
4	0,1374	2,85	0,2387	-0,5574	0,9712	0,8	0,1	0	0	0
5	0,1374	2,85	0,2387	-0,5574	0,9712	0,8	0,5	0	0	0
6	0,1374	2,85	0,2387	-0,5574	0,9712	2	1	0	0	0
7	0,1374	2,85	0,2387	-0,5574	0,9712	0,1	0,1	0	0	0
8	0,1374	2,85	0,2387	-0,5574	0,9712	0,8	0,8	0	0	0
9	0,1374	2,85	0,2387	-0,5574	0,9712	1	2	0	0	0
10	0,1374	2,85	0,2387	-0,5574	0,9712	1	5	0	0	0

Tabla 25 Escenarios Fricción Estática “Stiction” – Valor Mínimo IAE por Iteración

Iteración	S 1	S 2	S 3	S 4	S 5	S 6	S 7	S 8	S 9	S 10
1	25818,46	26165,80	27989,08	25939,07	26167,55	26740,46	25652,64	26179,40	25829,78	24415,82
2	25053,07	25372,49	27303,09	25229,83	25385,25	25992,87	24764,95	25442,47	25120,34	23840,15
3	597,93	919,94	3927,04	441,20	434,48	651,88	275,48	463,99	534,32	604,72
4	472,89	891,69	3671,44	223,30	223,30	593,25	223,30	390,39	461,15	564,45
5	472,92	890,17	3570,46	199,90	223,29	576,97	199,90	361,93	441,27	555,72
6	462,87	888,13	3503,39	187,74	223,30	577,07	187,74	360,92	430,57	552,77
7	457,74	884,26	3433,02	180,94	213,74	576,96	180,94	315,15	422,99	557,78
8	454,40	883,66	3400,03	176,98	208,24	576,67	176,98	314,86	421,11	553,29
9	452,74	881,73	3367,00	174,62	208,23	576,62	174,62	315,17	420,46	552,55

Tabla 26 Escenarios Fricción Estática en la válvula Valores γ_1, γ_2 y Mínimo IAE

Escenarios	γ_1	γ_2	IAE 1	IAE 2
1	1,153	0,373	452,742	413,245
2	1,014	0,340	881,732	982,560
3	1,014	0,340	3367,002	4401,620
4	1,516	0,565	174,617	72,788
5	1,292	0,373	208,234	112,777
6	1,688	0,426	576,621	808,934
7	1,516	0,565	174,617	75,890
8	1,239	0,287	315,171	340,922
9	1,516	0,340	420,460	607,564
10	1,324	0,373	552,552	851,125

Las imágenes a continuación ilustran el proceso de optimización del algoritmo de búsqueda de la sección ante un cambio en el *set point* en la unidad de tiempo 2000 para el controlador maestro (ilustración 41) y controlador esclavo (ilustración 42) para el tipo de causa raíz Fricción estática “Stitcion”. La línea azul en la (ilustración 41) corresponde al *set point*, la iteración 1 (línea roja) corresponde a la respuesta oscilatoria para $\gamma_1 = 1$ y $\gamma_2 = 1$, en general para ambas ilustraciones la línea verde corresponde a una iteración del sistema en la búsqueda de la respuesta óptima y la línea negra corresponde a la respuesta encontrada por el algoritmo con IAE mínimo y sin oscilaciones en el sistema.

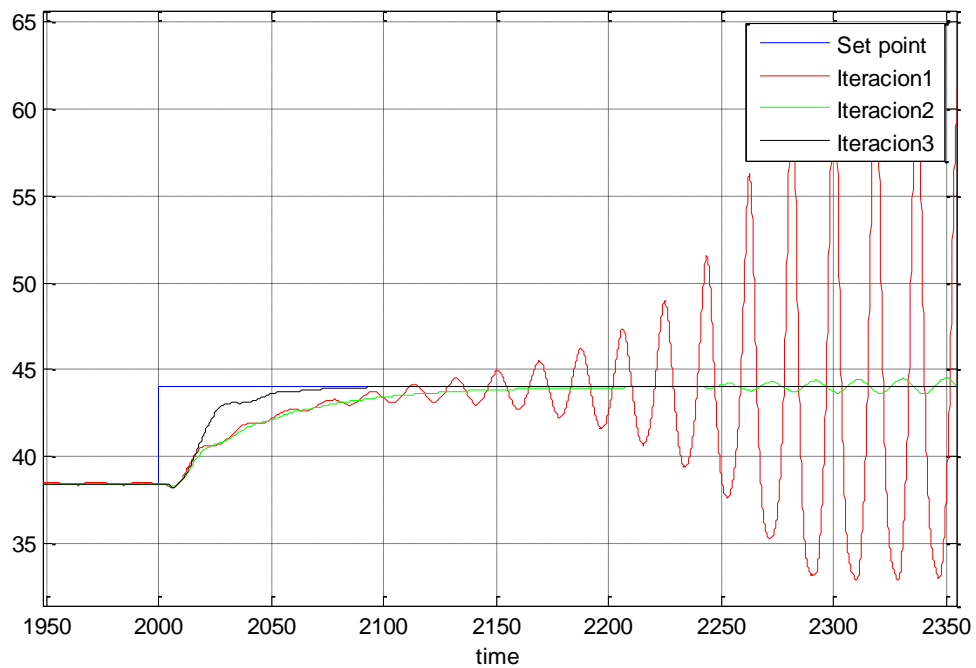


Ilustración 41 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda de la sección ante un cambio en el set point para el controlador Maestro - Escenario: "Stiction"

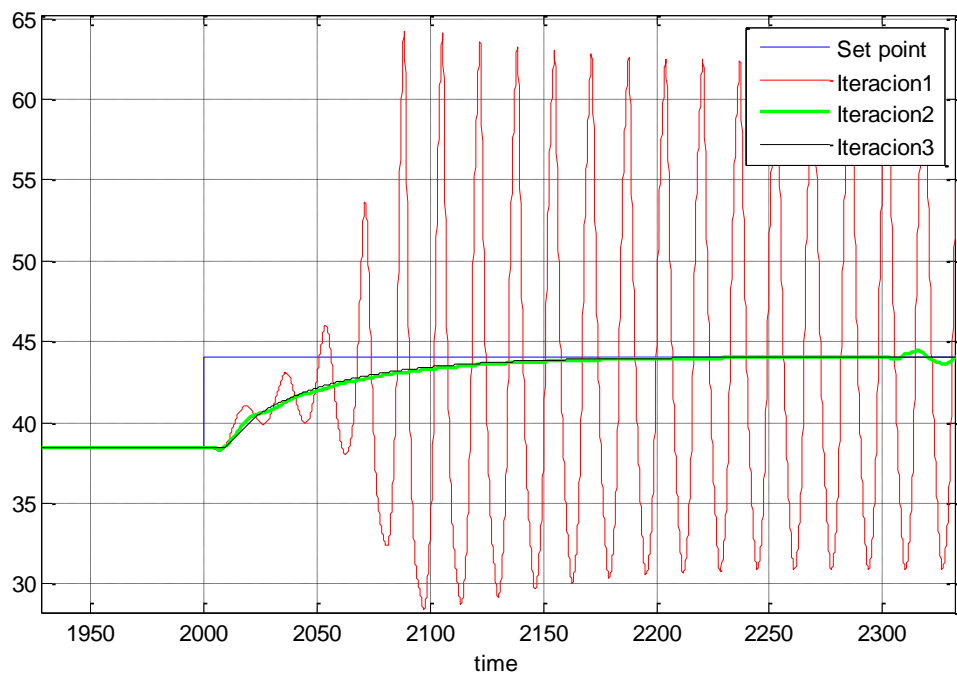


Ilustración 42 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda de la sección dorada ante un cambio en el set point para el controlador esclavo - Escenario: "Stiction"

5.3.3 Sistema con oscilaciones por causa raíz sintonía agresiva y fricción estática en la válvula

A continuación se muestran resultados para el escenario combinado de sintonía agresiva y fricción estática *stiction*, en la tabla 27 se muestran los valores de proceso como entradas al sistema de simulación, en la tabla siguiente se observan los valores de Mínimo IAE obtenidos por iteraciones, se puede observar como se minimiza función objetivo a través del algoritmo de búsqueda de la sección dorada y finalmente en la tabla siguiente se resumen los valores de γ_1 y γ_2 óptimos por cada escenario, y su IAE mínimo asociado.

Tabla 27 Escenarios Sintonización Agresiva + Fricción Estática – Valores de Proceso Entradas al Sistema

Escenario	kc1	ti1	td1	kc2	ti2	J	S	ao	fro	fao
1	0,1374	2,85	0,2387	-0,746916	0,9712	0,5	0	0	0	0
2	0,1374	2,85	0,2387	-0,746916	0,9712	0,5	0,1	0	0	0
3	0,1374	2,85	0,2387	-0,758064	0,9712	2	1	0	0	0
4	0,1374	2,85	0,2387	-0,78036	0,9712	0,1	0,8	0	0	0
5	0,1374	2,85	0,2387	-0,78036	0,9712	1	2	0	0	0
6	0,1374	2,85	0,2387	-0,791508	0,9712	0,8	0	0	0	0
7	0,1374	2,85	0,2387	-0,791508	0,9712	0,1	0,1	0	0	0
8	0,1374	2,85	0,2387	-0,791508	0,9712	3	5	0	0	0
9	0,1374	2,85	0,2387	-0,802656	0,9712	0,5	0,1	0	0	0
10	0,1374	2,85	0,2387	-0,802656	0,9712	2	1	0	0	0

Tabla 28 Escenarios Sintonización Agresiva + Fricción Estática “Stiction” Valor Mínimo IAE por Iteración

Iteración	AS 1	AS 2	AS 3	AS 4	AS 5	AS 6	AS 7	AS 8	AS 9	AS 10
1	29443,11	29421,65	30455,82	29261,74	29952,78	30183,70	29630,58	32509,84	29995,59	31026,10
2	28837,96	28822,97	29763,28	28842,46	29321,33	29393,26	29147,00	30660,56	29295,31	30261,37
3	1279,97	1025,91	21372,97	16333,09	18999,31	21548,75	21786,48	23091,59	22196,73	23861,50
4	426,99	170,92	619,31	442,91	677,79	758,37	170,92	3506,82	170,92	619,73
5	418,92	156,86	581,89	359,45	574,88	744,87	156,86	1000,79	156,86	578,42
6	414,22	149,28	581,80	351,23	534,50	743,72	156,86	918,07	149,28	578,25
7	413,76	144,95	570,59	334,54	516,59	743,79	156,86	911,89	149,28	571,05
8	464,32	144,95	570,59	322,43	505,43	743,73	153,88	905,39	149,28	572,53
9	464,34	144,95	570,55	317,74	496,49	742,17	152,09	901,36	147,59	571,07

Tabla 29 Escenarios Fricción Estática en la válvula + Agresividad Valores γ_1, γ_2 y Mínimo IAE

Escenarios	γ_1	γ_2	IAE 1	IAE 2
1	1,879	0,373	464,345	486,015
2	1,826	0,373	144,946	83,870
3	1,602	0,255	570,550	831,301
4	0,928	0,426	317,736	148,733
5	0,928	0,202	496,492	588,661
6	1,569	0,255	742,169	863,679
7	1,741	0,373	152,086	80,903
8	0,928	0,149	901,361	1409,065
9	1,794	0,373	147,593	77,854
10	1,602	0,255	571,073	818,793

Las imágenes a continuación ilustran el proceso de optimización del algoritmo de búsqueda de la sección dorada ante un cambio en el *set point* en la unidad de tiempo 2000 para el controlador maestro (ilustración 43) y controlador esclavo (ilustración 44) para el tipo de causa raíz combinada Agresividad y Fricción estática *stiction*. La línea azul en la (ilustración 43) corresponde al *set point*, la iteración 1 (línea roja) corresponde a la respuesta oscilatoria para $\gamma_1 = 1$ y $\gamma_2 = 1$, en general para ambas ilustraciones la línea verde corresponde a una iteración del sistema en la búsqueda de la respuesta óptima y la línea negra corresponde a la respuesta encontrada por el algoritmo con IAE mínimo y sin oscilaciones en el sistema.

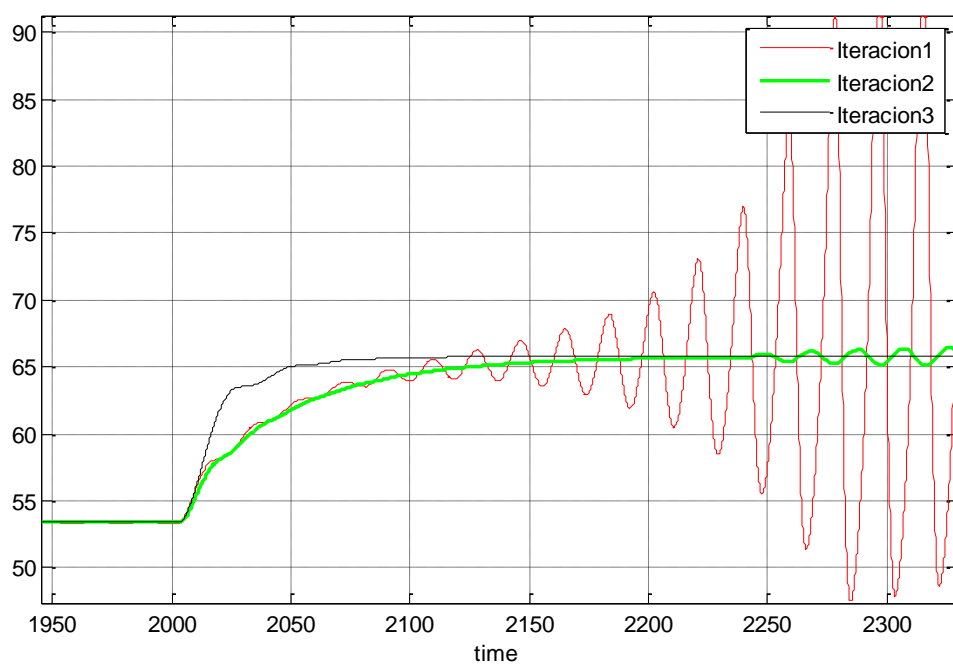


Ilustración 43 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda de la sección dorada ante un cambio en el set point para el controlador Maestro - Escenario: "Stiction" + Sintonía Agresiva

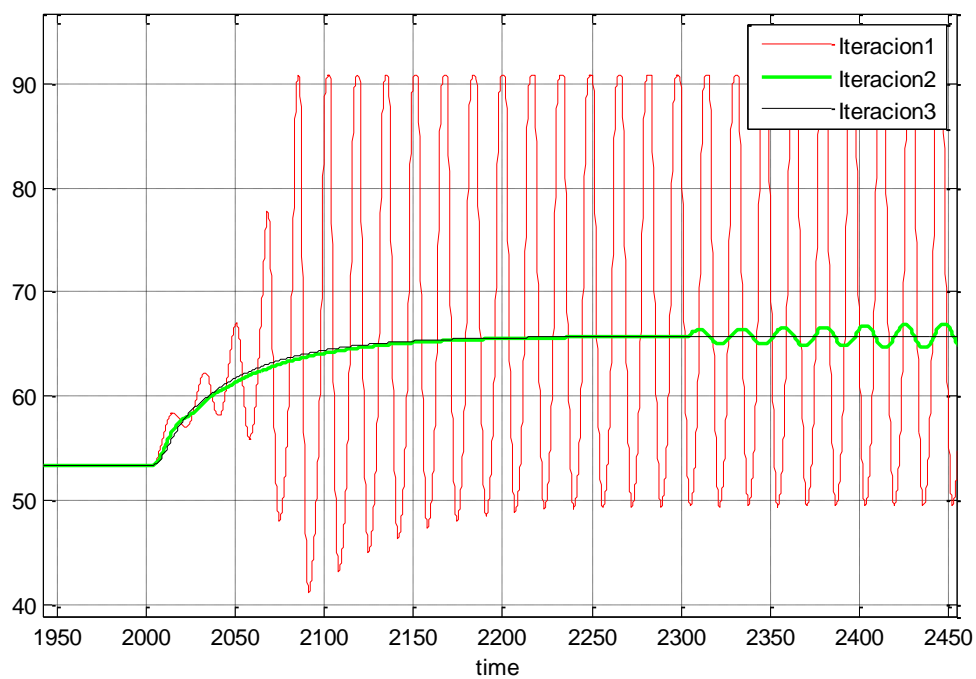


Ilustración 44 Proceso de optimización del algoritmo de búsqueda de la sección dorada ante un cambio en el set point para el controlador Esclavo - Escenario: "Stiction" + Sintonía Agresiva

5.4 Estrategia de adaptación para mitigación de oscilaciones

A partir de los resultados obtenidos se diseñó la estrategia de mitigación de oscilaciones, la estrategia general consta de un observador que monitorea la señal de la variable de proceso, según las unidades de tiempo indicadas (este valor puede ser ajustado según las necesidades del proceso), luego el sistema calcula los indicadores que proveen información sobre la dinámica de la respuesta oscilatoria; en el caso que se detecte una señal oscilatoria según los valores de regularidad de función de auto-correlación ($\text{reg} > 0.5$) y decaimiento de la función de auto-Correlación ($\text{dr} = \frac{a}{b} > 0.5$) el sistema realiza el diagnóstico de la causa raíz de la fluctuación oscilatoria a través sistema de reconocimiento de patrones con base en una estructura ANFIS, sistema de inferencia neuro difusa el cual determinará la causa raíz de la oscilación con una precisión del 92.2%.

Una vez diagnosticada la causa raíz de la oscilación, se ejecutan dos procesos, el primero es la generación de una alarma de alerta para el operario con el fin de programar mantenimientos (si son requeridos) o inspeccionar el proceso aguas arriba en busca de una perturbación oscilatoria. El segundo proceso es la mitigación de la oscilación, a través de la selección de valores de valores óptimos de γ_1 y γ_2 .

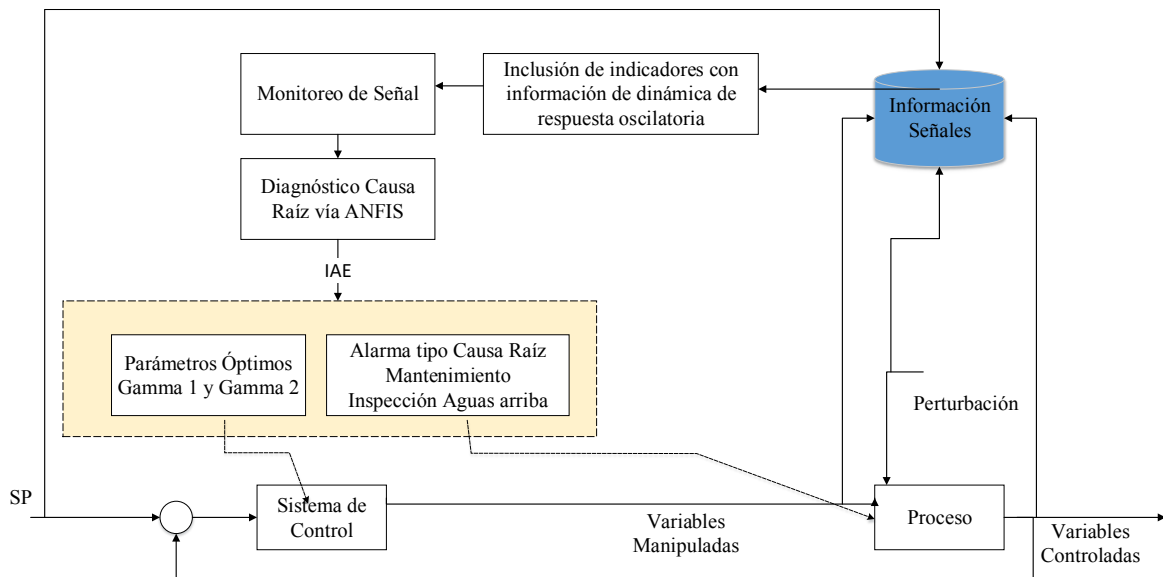


Ilustración 45 Flujograma monitoreo proceso- diagnóstico causa raíz y mitigación perturbación oscilatoria

El análisis de los resultados del algoritmo de búsqueda de la sección dorada permitió establecer rangos de γ_1 y γ_2 . los cuales mejoran la respuesta oscilatoria y mejoran significativamente el índice de desempeño IAE a lo largo del proceso de compensación. El

sistema toma valores entre los rangos estipulados y se realizan varias pruebas a partir de una reducción escalonada. No se plantea ecuación para γ_1 y γ_2 debido a que los valores eran repetitivos ante diferentes escenarios.

	Valor Mínimo	Valor Máximo
γ_1	0,92824297	1,87942297
γ_2	0,14872368	0,59060421

La ilustración 37 muestra los resultados de la implementación de la técnica diagnóstico basada en el sistema de inferencia neuro difuso ANFIS para cada una de las causas raíz contempladas en este estudio, en estas imágenes se encuentran los indicadores en el orden indicado y por último el código en número de la causa raíz identificada por el sistema ANFIS, la cual es la entrada para la alarma generada.

En la tabla 30 y gráficas de la 46 a la 51, a continuación, se muestran los resultados de la implementación de la estrategia de compensación para los casos de sintonía agresiva, fricción estática *stiction* y la causa raíz combinada de sintonía agresiva más fricción estática *stiction*. Es evidente que la estrategia logra una disminución en el indicador de desempeño IAE y una respuesta que tiende al *set point* con la eliminación de las oscilaciones.

Tabla 30 Resumen resultados estrategia de mitigación

Ilustración	Causa Raíz	Controlador	IAE inicial	IAE posterior a Compensación
45	(1) Sintonía Agresiva	Maestro	29714,96	140,8598
46	(1) Sintonía Agresiva	Esclavo	18041,22	86,57095
47	(2) <i>Stiction</i>	Maestro	27989,08	174,617
48	(2) <i>Stiction</i>	Esclavo	16993,37	72,8807
49	(4) Sintonía Agresiva + <i>Stiction</i>	Maestro	29630,58	6,14401
50	(4) Sintonía Agresiva + <i>Stiction</i>	Esclavo	17989,995	3,26338

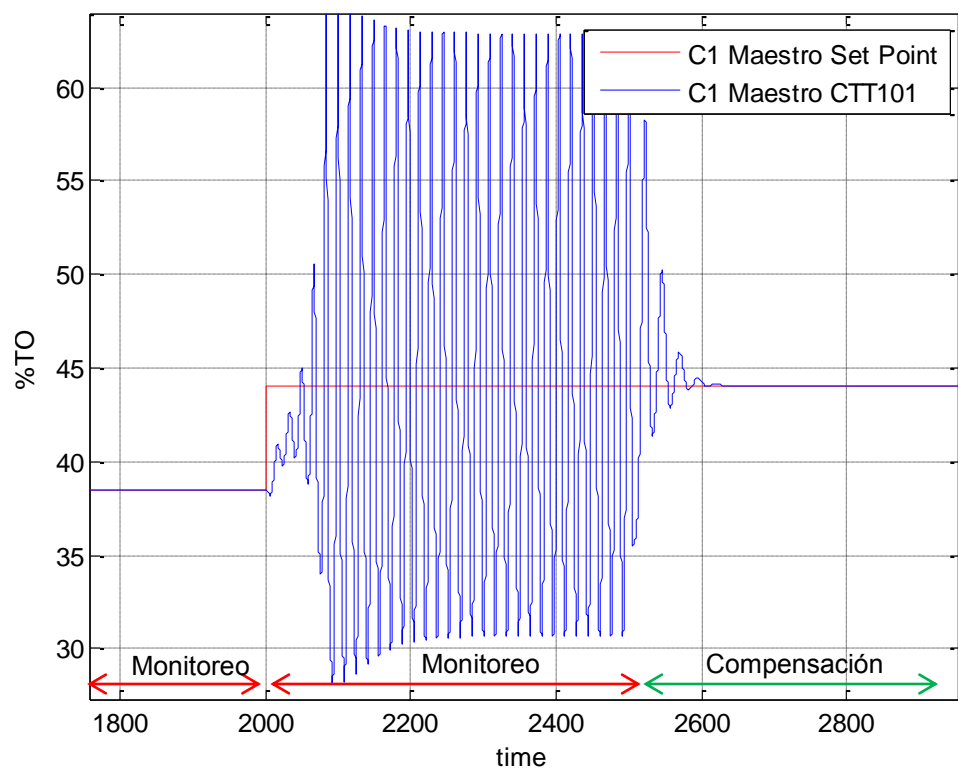


Ilustración 46 Compensación Sintonía Agresiva por el método propuesto - Controlador Maestro

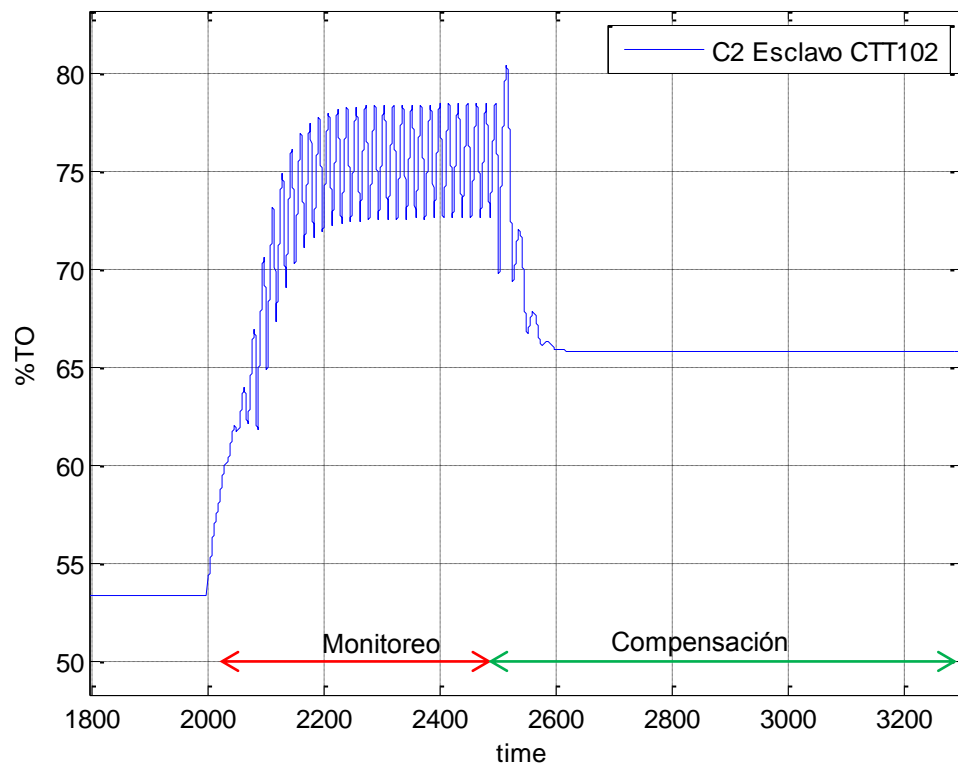


Ilustración 47 Compensación Sintonía Agresiva por el método propuesto - Controlador Esclavo

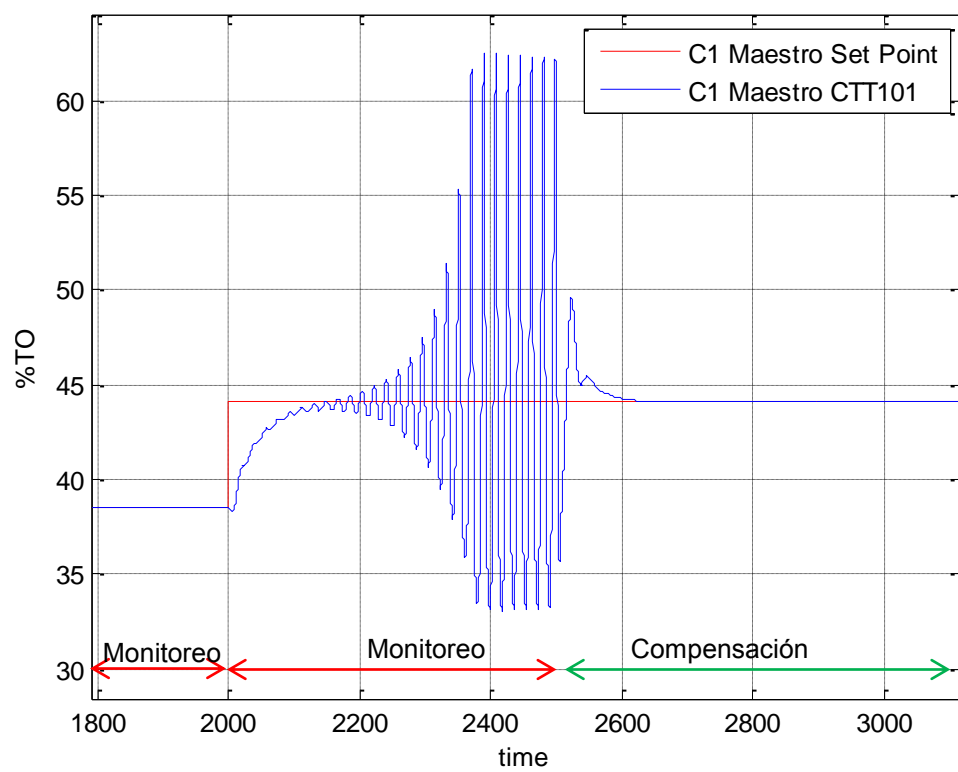


Ilustración 48 Compensación Fricción Estática "Stiction" por el método propuesto - Controlador Maestro

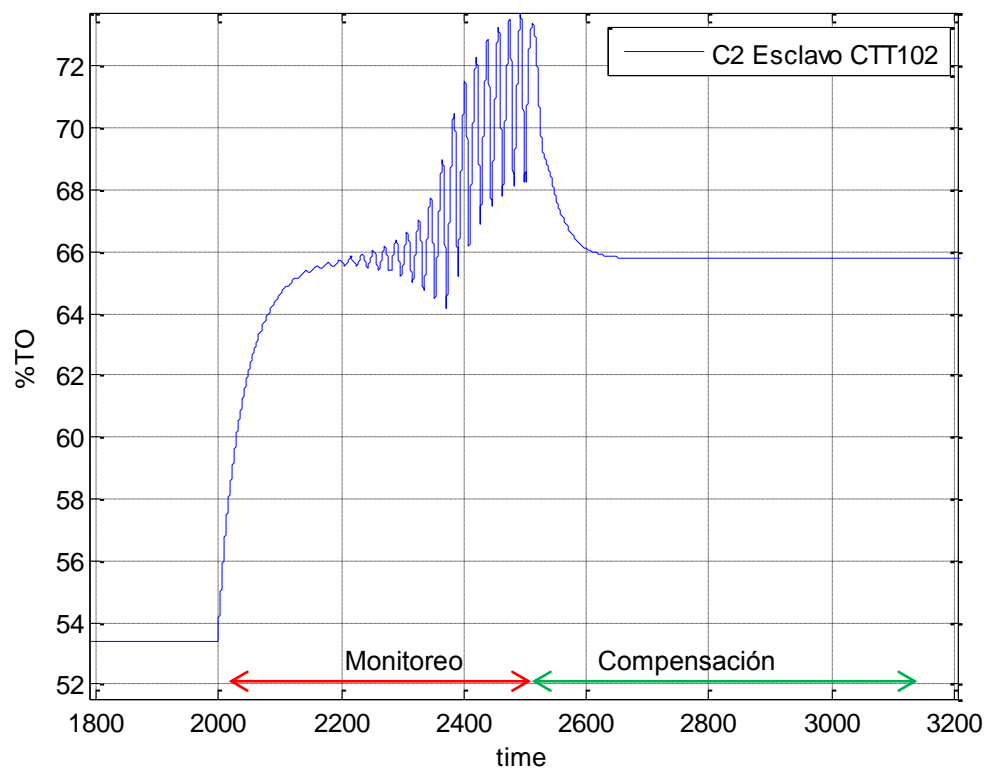


Ilustración 49 Compensación Fricción Estática "Stiction" por el método propuesto - Controlador Esclavo

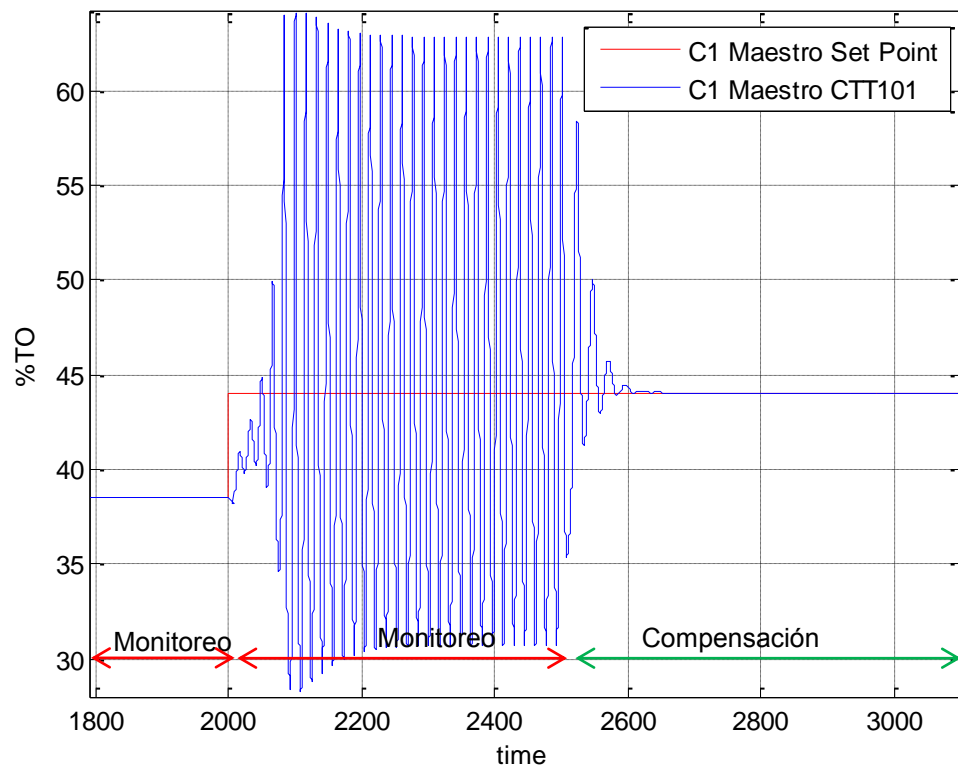


Ilustración 50 Compensación Sintonía Agresiva + Fricción Estática "Stiction" por el método propuesto - Controlador Maestro

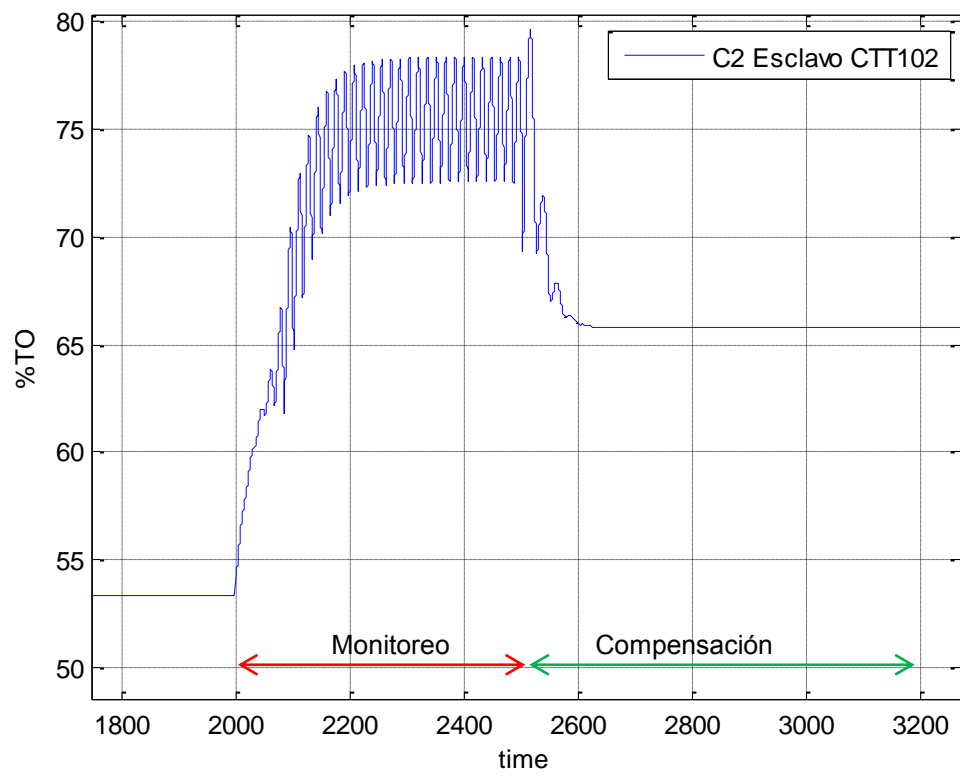


Ilustración 51 Compensación Sintonía Agresiva + Fricción Estática "Stiction" por el método propuesto - Controlador Esclavo

6. Validación de estrategias de diagnóstico y mitigación

Para validar el desempeño de las estrategias desarrolladas se realiza su implementación en un proceso. El reactor de fermentación continua presentado en [54], mostrado en la ilustración 52, se simula para este propósito. Este proceso es adecuado para la validación debido a su naturaleza no lineal, y a la cantidad de variables y parámetros que se pueden manipular, además de que no es un proceso ajeno al ambiente industrial.

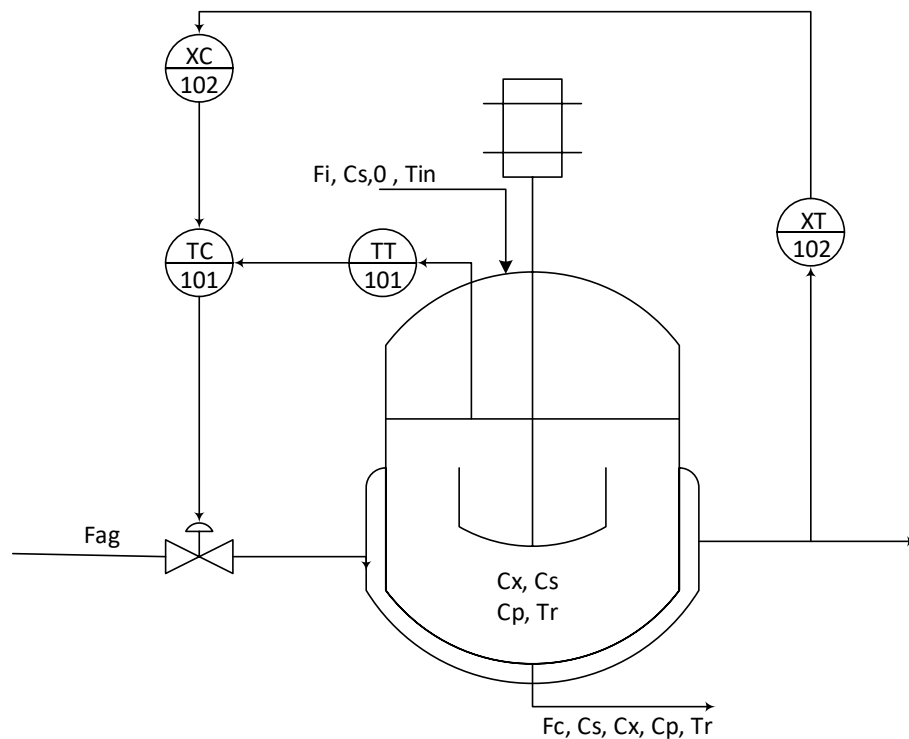


Ilustración 52 Reactor de fermentación continua

El reactor se modela como un tanque agitado continuo con flujo de alimentación de sustrato constante. También hay un flujo de salida constante desde el reactor que contiene el producto, el sustrato y la biomasa. El reactor contiene tres componentes principales distintos: (i) la biomasa, que es una suspensión de levadura alimentada al sistema y evacuada continuamente, (ii) el sustrato, que es una solución de glucosa, que alimenta al microorganismo (*Saccharomyces cerevisiae*) y (iii) el producto (etanol), que es evacuado

junto con los otros componentes. Para tener un estado casi estacionario con respecto a la biomasa, es necesario una baja tasa de dilución (F_e / V), es decir, la tasa de dilución no debe exceder la tasa de producción de biomasa. Junto con la levadura, se agregan sales inorgánicas. Estos son compuestos necesarios para la formación de coenzimas. Las sales inorgánicas debido al efecto de "sal" también tienen una fuerte influencia sobre la concentración de oxígeno en equilibrio en la fase líquida [54].

Las ecuaciones cinéticas utilizadas en el modelo de biorreactor presentado son las siguientes:

$$\begin{aligned}\frac{dc_x}{dt} &= \mu_x c_x \frac{c_s}{k_s + c_s} e^{-K_p c_p} \\ \frac{dc_p}{dt} &= \mu_p c_x \frac{c_s}{k_{s2} + c_s} e^{-K_{p1} c_p} \\ \frac{dc_s}{dt} &= -\frac{1}{R_{SX}} \frac{dc_x}{dt} - \frac{1}{R_{SP}} \frac{dc_p}{dt}\end{aligned}$$

R_{SX} y R_{SP} son factores de rendimiento definidos como las proporciones de células y etanol producidas por la cantidad correspondiente de glucosa utilizada para el crecimiento o la producción de etanol, respectivamente.

El modelo matemático del sistema se presenta a continuación, las ecuaciones modelan en detalle la influencia de las sales inorgánicas disueltas, así como la de la temperatura sobre la concentración de oxígeno en equilibrio en la fase líquida.

Los datos iniciales del sistema son:

- Sales inorgánicas en el medio de reacción:

$$m_{NaCl} = 100g$$

$$m_{CaCO_3} = 100g$$

$$m_{MgCl_2} = 100g$$

- pH de la fase líquida

$$pH = 6$$

- Entradas del sistema

$$F_i = F_e = 511h^{-1}$$

$$T_{in} = F_e = 25^{\circ}C$$

$$c_{S,in} = 60g/l$$

$$T_{in,ag} = 15^{\circ}C$$

Las concentraciones molares de iones en el medio de reacción se calculan de la siguiente manera, teniendo en cuenta que el ión de Cl^{-} está presente en dos sales ($NaCl$ y $MgCl_2$):

$$c_{Na} = \frac{m_{NaCl}}{M_{NaCl}} \frac{M_{Na}}{V}$$

$$c_{Ca} = \frac{m_{CaCO_3}}{M_{CaCO_3}} \frac{M_{Ca}}{V}$$

$$c_{Mg} = \frac{m_{MgCl_2}}{M_{MgCl_2}} \frac{M_{Mg}}{V}$$

$$c_{Cl} = \left[\frac{m_{NaCl}}{M_{NaCl}} + 2 \frac{m_{MgCl_2}}{M_{MgCl_2}} \right] \frac{M_{Cl}}{V}$$

$$c_{CO_3} = \frac{m_{CaCO_3}}{M_{CaCO_3}} \frac{M_{CO_3}}{V}$$

$$c_H = 10^{-pH}$$

$$c_{OH} = 10^{-(14-pH)}$$

La fuerza iónica del ion i se calcula usando:

$$I_i = \frac{1}{2} c_i z_i^2$$

$$I_{Na} = 0.5 c_{Na} (1)^2$$

$$I_{Ca} = 0.5 c_{Ca} (2)^2$$

$$I_{Mg} = 0.5 c_{Mg} (2)^2$$

$$I_{Cl} = 0.5 c_{Cl} (-1)^2$$

$$I_{CO_3} = 0.5 c_{CO_3} (-2)^2$$

$$I_H = 0.5 c_H (1)^2$$

$$I_{OH} = 0.5 c_{OH} (-1)^2$$

El efecto global de las fuerzas iónicas está dado por la ecuación

$$\sum H_i I_i = H_{Na} I_{Na} + H_{Ca} I_{Ca} + H_{Mg} I_{Mg} + h_{Cl} I_{Cl} + \dots + H_{CO_3} I_{CO_3} + H_H I_H + H_{OH} I_{OH}$$

La dependencia de la concentración de oxígeno en equilibrio con la temperatura en agua destilada viene dada por la siguiente ecuación empírica obtenida de los datos experimentales:

$$c_{O_2}^* = 14.6 - 0.3943T_r + 0.007714T_r^2 - 0.0000646T_r^3$$

Debido al hecho de que las sales se disuelven en el medio, la concentración de equilibrio de oxígeno en fase líquida se obtiene de la siguiente ecuación de tipo Setchenov:

$$c_{O_2}^* = c_{O_2,0}^* \times 10^{-\sum H_i I_i}$$

El coeficiente de transferencia de masa para el oxígeno como función de temperatura viene dado por la siguiente ecuación:

$$(k_l a) = (k_l a)_0 (1.024)^{T_r - 20}$$

La tasa de consumo de oxígeno es:

$$r_{O_2} = \mu_{O_2} \frac{1}{Y_{O_2}} c_X \frac{c_{O_2}}{K_{O_2} + c_{O_2}}$$

La expresión de la tasa de crecimiento específica máxima implica la resultante de la tasa de crecimiento que aumenta con la temperatura y el efecto de la desnaturalización del calor:

$$\mu_x = A_1 e^{-\left(\frac{E_{a1}}{R(T_r + 273)}\right)} - A_2 e^{-\left(\frac{E_{a2}}{R(T_r + 273)}\right)}$$

El balance para el volumen total del medio de reacción es:

$$\frac{dV}{dt} = F_i - F_e$$

$$\frac{dc_X}{dt} = \mu_X c_X \frac{c_S}{k_S + c_S} e^{-K_p c_p} - \frac{F_e}{V} c_X$$

$$\begin{aligned}\frac{dc_p}{dt} &= \mu_p c_X \frac{c_S}{k_{S1} + c_S} e^{-K_{p1} c_p} - \frac{F_e}{V} c_X \\ \frac{dc_S}{dt} &= -\frac{1}{R_{SX}} \mu_X c_X \frac{c_S}{k_S + c_S} e^{-K_p c_p} - \frac{1}{R_{SX}} \mu_p c_X \frac{c_S}{k_{S1} + c_S} e^{-K_{p1} c_p} + \frac{F_i}{V} c_{S,in} - \frac{F_e}{V} c_S \\ \frac{dc_{O2}}{dt} &= (k_l a)(c_{O2}^* - c_{O2}) - r_{O2}\end{aligned}$$

El balance de energía para el reactor y la chaqueta están dados por las siguientes ecuaciones.

$$\begin{aligned}\frac{dT_r}{dt} &= \frac{F_i}{V} (T_{in} + 273) - \frac{F_e}{V} (T_r + 273) + \frac{r_{O2} \Delta H_r}{32 \rho_r C_{heat,r}} + \frac{K_T A_T (T_r - T_{ag})}{V \rho_r C_{heat,r}} \\ \frac{dT_{ag}}{dt} &= \frac{F_{ag}}{V_j} (T_{in,ag} - T_{ag}) + \frac{K_T A_T (T_r - T_{ag})}{V_j \rho_{ag} C_{heat,ag}}\end{aligned}$$

Tabla 31 Parámetros del modelo de proceso.

$A_1 = 9.5 \times 10^8$	$H_{Cl} = 0.844$	$R_{SP} = 0.435$
$A_2 = 2.55 \times 10^{33}$	$H_{CO_3} = 0.485$	$R_{SX} = 0.607$
$A_T = 1m^2$	$H_{HO} = 0.941$	$V = 10001$
$C_{heat,ag} = 4.18Jg^{-1}K^{-1}$	$(k_l a)_0 = 38h^{-1}$	$V_j = 501$
$C_{heat,r} = 4.18Jg^{-1}K^{-1}$	$K_{O_2} = 8.86mg/l$	$Y_{O_2} = 0.970mg/mg$
$E_{a1} = 55,000J/mol$	$K_p = 0.139g/l$	$\Delta H_r = 518KJ/mol O_2$
$E_{a2} = 220,000J/mol$	$K_{P1} = 0.070g/l$	$\mu_{O_2} = 0.5h^{-1}$
$H_{Na} = -0.550$	$K_S = 1.030g/l$	$\mu_p = 1.790h^{-1}$
$H_{Ca} = -0.303$	$K_{S1} = 1.680 g/l$	$\rho_{ag} = 1000g/l$
$H_{Mg} = -0.314$	$K_T = 3.6 \times 10^5 Jh^{-1}m^{-2}K^{-1}$	$\rho_r = 1080 g/l$
$H_H = -0.774$		

A partir del modelo matemático y los parámetros presentados, fue posible modelar el sistema instrumentado mostrado en la ilustración 52 en el entorno *simulink* de matlab. Las ilustraciones 53 y 54 evidencian las respuestas para los parámetros de sintonía satisfactorios para el controlador maestro y el controlador esclavo determinados con las ecuaciones planteadas en la sección 3.2. El sistema fue expuesto a un paso escalón.

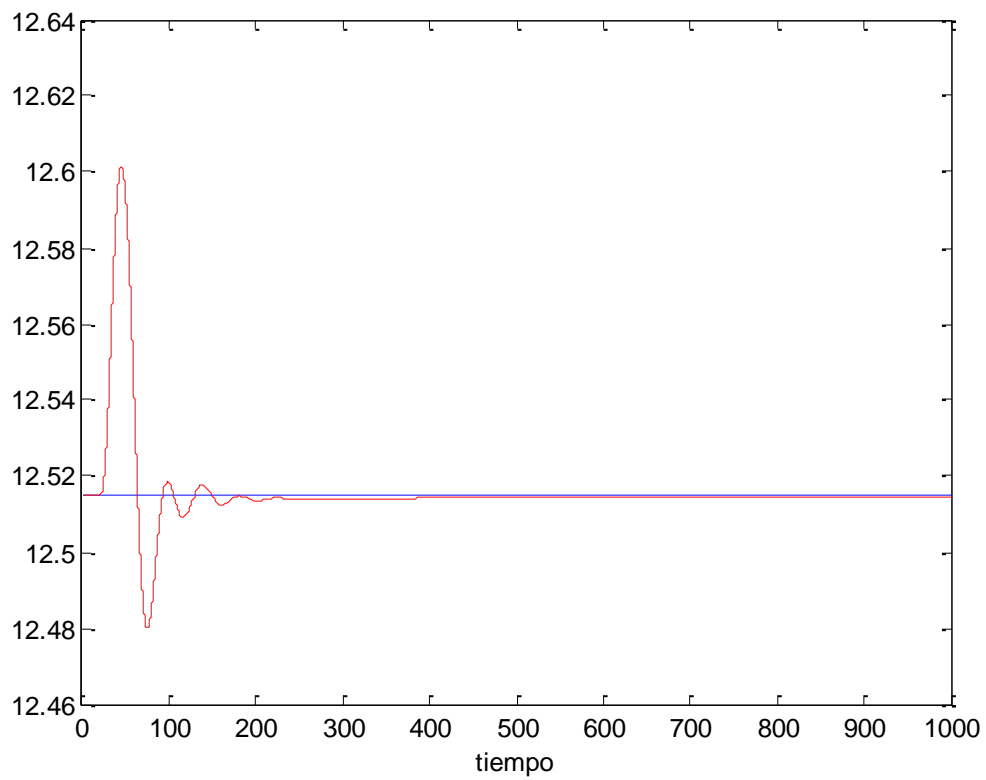


Ilustración 53 Respuesta de controlador maestro ante un paso escalón en la entrada de proceso

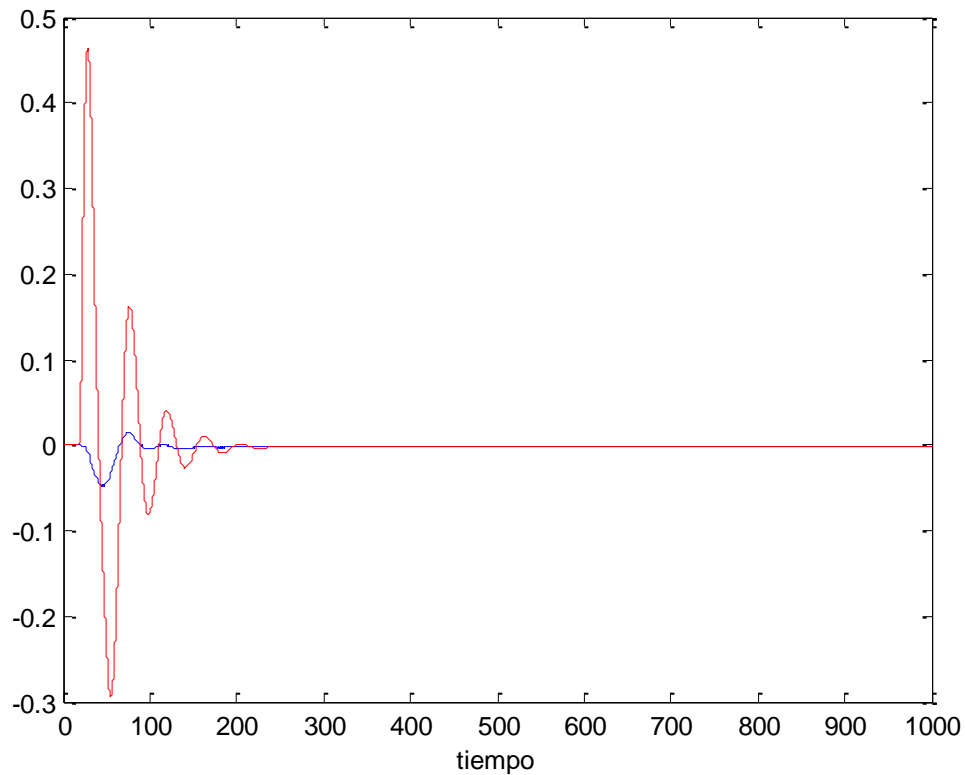


Ilustración 54 Respuesta de controlador esclavo ante un paso escalón en la entrada de proceso

La validación de las estrategias propuestas, fueron realizadas para el escenario 4 – sintonía agresiva más fricción estática *stiction*. La ilustración 55 muestra el resumen de los indicadores calculados y evaluados, y el resultado del sistema de inferencia neuro difusa ANFIS, el cual detecta correctamente la causa raíz combinada: (4) Sintonía Agresiva + Fricción estática *stiction*.

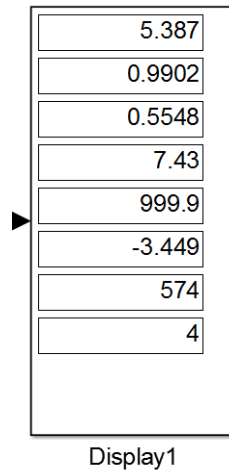


Ilustración 55 Resultados Diagnóstico de Causa Raíz a partir de ANFIS - Caso estudio validación

La tabla 32 muestra los resultados de la estrategia de mitigación y mejora del índice de desempeño, pasando de un IAE de 84.8 a una de 0.1786. Adicionalmente la compensación de la fluctuación puede observarse en la ilustración 56 a partir del tiempo 1500 posterior al monitoreo.

Tabla 32 Resumen resultados estrategia de mitigación caso estudio validación

Ilustración	Causa Raíz	Controlador	IAE inicial	IAE posterior a Compensación
56	(4) Sintonía Agresiva + <i>stiction</i>	Maestro	84.8	0.1786

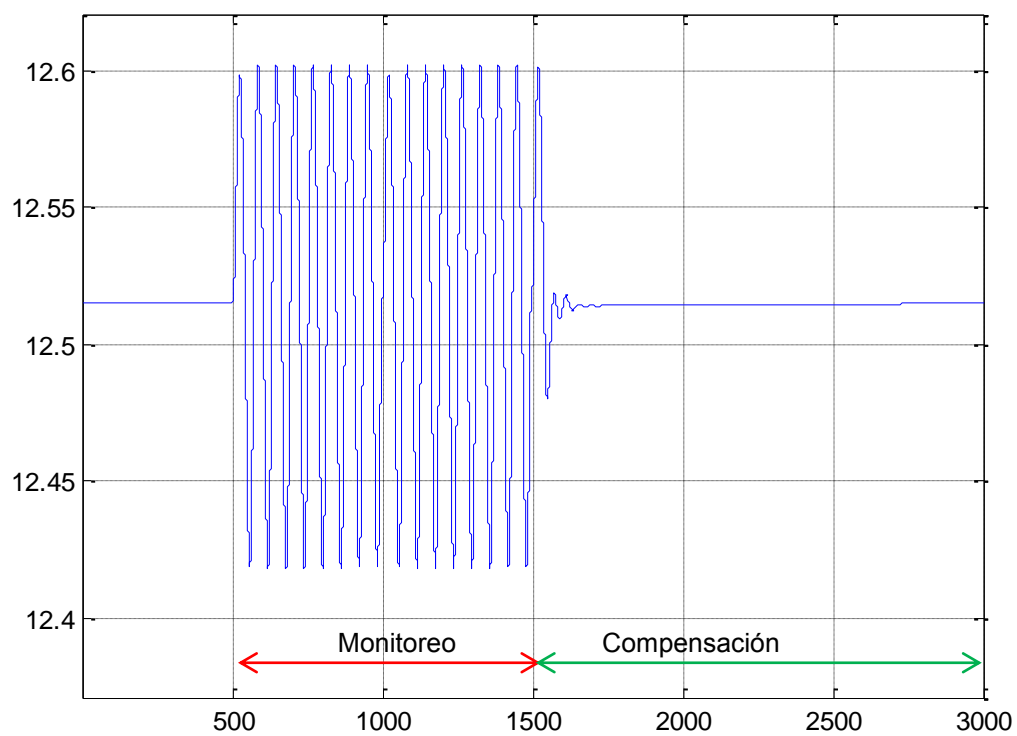


Ilustración 56 Compensación Sintonía Agresiva + Fricción Estática "Stiction" por el método propuesto caso estudio validación - Controlador Maestro

Conclusiones y recomendaciones

Con la ejecución de esta investigación se desarrolló una estrategia de detección, diagnóstico y mitigación de oscilaciones en el lazo para un sistema de control cascada de dos niveles, que incorpora el desempeño del lazo como fuente de información y función objetivo para la optimización de la respuesta oscilatoria. La literatura muestra escasos métodos de diagnóstico de causa raíz de oscilaciones para arquitecturas de control en cascada.

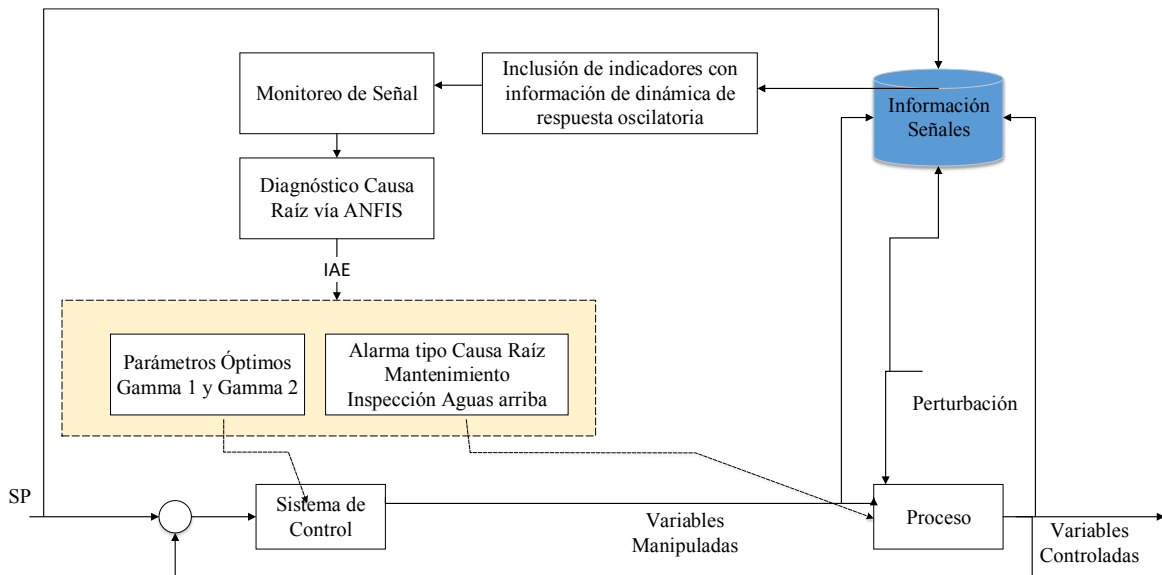
Tras la finalización de este trabajo, se puede concluir lo siguiente:

- Al observar la respuesta oscilatoria de diferentes escenarios y realizar una inspección visual de aspectos como forma de la onda, amplitud y frecuencia, no es evidente el tipo de causa raíz de la fluctuación, por lo tanto, se requieren métodos que faciliten la identificación de la causa raíz para su posterior mitigación.
- De las técnicas para diagnóstico de causa raíz de oscilaciones en el sistema de control, el sistema adaptativo de inferencia neuro difusa ANFIS muestra los mejores resultados y mayor confiabilidad en los resultados, 92.2% sobre 88.6% de la red neuronal artificial, este sistema integra las capacidades de aprendizaje de la red neuronal a la solidez de los sistemas de lógica difusa.
- El Modelo basado en datos de la fricción estática en la válvula *stiction* planteado por Choudhury [25] es muy útil porque los parámetros son fáciles de elegir y el efecto de estos cambios de parámetros es fácil de entender, adicionalmente permitió implementar la estrategia para compensar un mal desempeño del controlador incluyendo la falla en la válvula en el proceso.
- La reparación y el mantenimiento deben considerarse la única solución definitiva para reparar una válvula con fricción estática, sin embargo, este hecho implica detener la operación del lazo de control, la compensación de la fricción estática propuesta es una alternativa útil, fácil y económica para mitigar los efectos negativos hasta el próximo cierre, sin embargo es indispensable generar las alarmas para alertar al operario sobre el estado de la válvula y no enmascarar esta fuente de fluctuación.
- La estrategia de mitigación propuesta para el sistema de control en cascada dos niveles, basada en los resultados del algoritmo de optimización, muestra que se requiere un aumento en la ganancia del controlador maestro de hasta el 90% y una

reducción de la ganancia del controlador esclavo entre el 50 y el 70%. Los rangos de gamma recomendados para la minimización de la función objetivo del proceso descrito en el cuerpo de trabajo son:

➤ γ_1	➤ 0,92824297	➤ 1,87942297
➤ γ_2	➤ 0,14872368	➤ 0,59060421

- El método de compensación diseñado vía factores γ_1 y gamma 2 que impactan los valores de ganancia de controlador maestro y esclavo respectivamente no fue óptima para perturbaciones oscilatorias, pues al desconocer la fuente de la perturbación no es posible mitigar la raíz, se recomienda el uso de alarmas y la verificación del proceso aguas arriba.
- El resumen del proceso completo propuesto en este documento se resume en la imagen a continuación.



- Para futuras investigaciones la tendencia del proceso puede ser aprovechada como fuente de información en el diagnóstico de un mal desempeño de los lazos de control; la tendencia cualitativa entre una oscilación causada por un controlador agresivo difiere de la causada por una válvula de control defectuosa y una perturbación oscilatoria.

Referencias

- [1] Y. Li, G. C. . Chong, and K. H. Ang, "Patents, Software, and Hardware for PID Control: An Overview and Analysis of the Current Art," *IEEE Control Syst. Mag.*, vol. 26, no. 1, pp. 42–54, 2006.
- [2] E. Naghoosi, "Oscillation Detection and Causality Analysis of Control Systems," 2016.
- [3] B. Srinivasan and R. Rengaswamy, "Control Engineering Practice Automatic oscillation detection and characterization in closed-loop systems," vol. 20, pp. 733–746, 2012.
- [4] M. Bauer, A. Horch, L. Xie, M. Jelali, and N. Thornhill, "The current state of control loop performance monitoring--A survey of application in industry," *J. Process Control*, vol. 38, pp. 1–10, 2016.
- [5] Q. Liu and Y. Wang, "A Novel Method of Feature Selection based on," vol. 8, no. 8, pp. 2144–2149, 2013.
- [6] *Control Performance Management in Industrial Automation* .
- [7] M. Sanjuan, A. Kandel, and C. A. Smith, "Design and implementation of a fuzzy supervisor for on-line compensation of nonlinearities: An instability avoidance module," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 19, no. 3, pp. 323–333, 2006.
- [8] K. J. Åström, "Theory and Applications of Adaptive Control -- A Survey," *Automatica*, vol. 19, no. 5, pp. 471–486, 1983.
- [9] S. Bennett, "A Brief History of Automatic Control," vol. 44, no. June 1996, pp. 17–25, 2000.
- [10] L. Desborough and R. Miller, "Increasing Customer Value of Industrial Control Performance Monitoring — Honeywell ' s Experience Outline of the Paper Current Control Performance (Measure- ments)," no. Figure 1, pp. 172–192, 2000.
- [11] K. D. Starr, H. Petersen, and M. Bauer, "Control loop performance monitoring – ABB's experience over two decades," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 7, pp. 526–532, 2016.
- [12] B. D. B. Ender, "Process Control Performance : Not as Good as you Think," no. September, 1993.
- [13] L. Xie, X. Lang, A. Horch, and Y. Yang, "Control Engineering Practice Online oscillation detection in the presence of signal intermittency," vol. 55, pp. 91–100, 2016.

- [14] T. H, "A CONTROL-LOOP PERFORMANCE MONITOR," vol. 3, pp. 1543–1551, 1995.
- [15] N. F. Thornhill, B. Huang, and H. Zhang, "Detection of multiple oscillations in control loops," vol. 13, pp. 91–100, 2003.
- [16] H. Jiang, M. A. A. S. Choudhury, and S. L. Shah, "Detection and diagnosis of plant-wide oscillations from industrial data using the spectral envelope method q," vol. 17, pp. 143–155, 2007.
- [17] R. Srinivasan, R. Rengaswamy, and R. Miller, "A modified empirical mode decomposition (EMD) process for oscillation characterization in control loops," *Control Eng. Pract.*, vol. 15, no. 9, pp. 1135–1148, 2007.
- [18] X. Li, J. Wang, B. Huang, and S. Lu, "The DCT-based oscillation detection method for a single time series," *J. Process Control*, vol. 20, no. 5, pp. 609–617, 2010.
- [19] B. Srinivasan and T. Spinner, *A reliability measure for model based stiction detection approaches*, vol. 45, no. 15. IFAC, 2012.
- [20] R. Bacci and C. Scali, "Chemical Engineering Research and Design Review and comparison of techniques of analysis of valve stiction: From modeling to smart diagnosis," *Chem. Eng. Res. Des.*, vol. 130, pp. 230–265, 2017.
- [21] N. F. Thornhill, J. W. Cox, and M. A. Paulonis, "Diagnosis of plant-wide oscillation through data-driven analysis and process understanding," vol. 11, pp. 1481–1490, 2003.
- [22] N. F. Thornhill and A. Horch, "Advances and new directions in plant-wide disturbance detection and diagnosis," vol. 15, pp. 1196–1206, 2007.
- [23] S. Karra and M. N. K. Ã, "Control Engineering Practice Comprehensive methodology for detection and diagnosis of oscillatory control loops," vol. 17, pp. 939–956, 2009.
- [24] P. Duan, T. Chen, and F. Yang, "Methods for Root Cause Diagnosis of Plant-Wide Oscillations," vol. 60, no. 6, 2019.
- [25] M. A. A. S. Choudhury, N. F. Thornhill, and S. L. Shah, "Modelling valve stiction \$," vol. 13, pp. 641–658, 2005.
- [26] C. Li, M. A. A. S. Choudhury, B. Huang, and F. Qian, "Frequency analysis and compensation of valve stiction in cascade control loops," *J. Process Control*, vol. 24, no. 11, pp. 1747–1760, 2014.
- [27] B. M. S. Arifin, "Compensation of control valve stiction COMPENSATION OF CONTROL VALVE STICTION MASTER OF SCIENCE IN ENGINEERING B . M . SIRAJEEL ARIFIN," no. August 2012, 2017.

- [28] I. Kaya, "Improving performance using cascade control and a Smith predictor," vol. 40, 2001.
- [29] D. B. Goradia, M. W. Hermanto, S. Lakshminarayanan, and G. P. Rangaiah, "To Cascade or not to Cascade?," *IFAC Proc. Vol.*, vol. 37, no. 9, pp. 65–70, 2004.
- [30] A. B. C. Carlos A Smith, *Principles and practices of automatic process control*, Second edi. .
- [31] G. L. Raja and A. Ali, "Series Cascade Control : An Outline Survey," no. January 2017, 2018.
- [32] B. S. Ko and T. F. Edgar, "Performance assessment of cascade control loops," *AIChE Journal*, vol. 46, no. 2. pp. 281–291, 2000.
- [33] C. Scali, E. Marchetti, and A. Esposito, "日齒周誌37(秋)-051.Pdf," 2012.
- [34] P. Reading, "Cascade Control," pp. 241–268.
- [35] X. Yin, X. Wang, S. Li, and W. Cai, "Energy-efficiency-oriented cascade control for vapor compression refrigeration cycle systems," *Energy*, vol. 116, pp. 1006–1019, 2016.
- [36] U. Norte, "TUNING EQUATIONS FOR CASCADED CONTROL SYSTEMS BASED ON," vol. 1, no. 1, pp. 223–232, 2004.
- [37] M. Ya, "Performance Assessment and Root Cause Analysis of Multivariable PID Control Performance Assessment and Root Cause Analysis of Multivariable PID Control Loops by," no. September, 2017.
- [38] C. Science, "Pattern Classification using Artificial Neural Networks," no. 107.
- [39] L. Dong-juan, *Adaptive neural network control for continuous stirred tank reactor process*, vol. 46, no. 20. IFAC, 2013.
- [40] M. L. Forcada and S. Inform, "Tesis doctoral MODELOS PREDICTIVOS BASADOS DE TIEMPO DISCRETO Juan Antonio P ´ Julio de 2002," 2002.
- [41] L. Badri, "Development of Neural Networks for Noise Reduction," vol. 7, no. 3, pp. 289–294, 2010.
- [42] V. Uraikul, C. W. Chan, and P. Tontiwachwuthikul, "Artificial intelligence for monitoring and supervisory control of process systems," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 20, no. 2, pp. 115–131, 2007.
- [43] A. E. Á, A. Sala, and P. Albertos, "Engineering Applications of Artificial Intelligence Neural networks in virtual reference tuning," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 24, no. 6, pp. 983–995, 2011.
- [44] "Study of a neural network-based system for stability augmentation of an airplane,"

no. September, 2013.

- [45] T. Kaur, "Implementation of Backpropagation Algorithm: A Neural Network Approach for Pattern Recognition," vol. 1, no. 5, pp. 30–37, 2012.
- [46] H. T. Toivonen and M. A. Bernt, "A neural network model predictive controller," vol. 16, pp. 937–946, 2006.
- [47] B. F. Morgado-dias, "NEW APPLICATIONS OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN MODELING & CONTROL," pp. 609–615, 2013.
- [48] M. Mehrabi, "An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) Modelling of Oil Retention in A Carbon Dioxide Air-Conditioning System," 2010.
- [49] J. Ahn, S. Cho, and D. Hun, "Analysis of energy and control efficiencies of fuzzy logic and artificial neural network technologies in the heating energy supply system responding to the changes of user demands," *Appl. Energy*, vol. 190, pp. 222–231, 2017.
- [50] "Data-driven Methods for Fault Detection and Diagnosis in Chemical Processes," vol. 49, no. 0, p. 6221.
- [51] Y. Zhang, C. M. Bingham, and M. Gallimore, "Fault Detection and Diagnosis Based on Extensions of PCA," vol. 8, no. 2, 2013.
- [52] A. Gu, "Q -statistic and T² -statistic PCA-based measures for damage assessment in structures," 2010.
- [53] European Academies Scientific Advisory Council, *Concentrating solar power: its potential contribution to a sustainable energy future*, no. November. 2011.
- [54] Z. K. Nagy, "Model based control of a yeast fermentation bioreactor using optimally designed artificial neural networks," vol. 127, pp. 95–109, 2007.